



Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée

Nicolas Hautiere

► To cite this version:

Nicolas Hautiere. Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Jean Monnet - Saint-Etienne, 2005. Français. NNT : . tel-00068743

HAL Id: tel-00068743

<https://theses.hal.science/tel-00068743>

Submitted on 13 May 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITE JEAN MONNET DE SAINT-ÉTIENNE

Faculté des sciences

THÈSE

présentée pour obtenir

LE GRADE DE DOCTEUR

Spécialité : Images

par

Nicolas HAUTIERE

DÉTECTION DES CONDITIONS DE VISIBILITÉ ET ESTIMATION
DE LA DISTANCE DE VISIBILITÉ PAR VISION EMBARQUÉE

Soutenue le 30 septembre 2005 devant la commission d'examen :

Président :	C. LAURGEAU	ENSMP (CAOR)
Rapporteurs :	R. GRISEL	Université de Rouen
	R. REYNAUD	Université Paris-Sud 11 (IEF)
Examineurs :	D. AUBERT	INRETS (LIVIC)
	M. JOURLIN	Université de Saint-Étienne (LTSI)
Invités :	E. DUMONT	LCPC (DESE)
	G-M. MARTIN	VALEO (CEE)

Remerciements

Le travail accompli dans le cadre de cette thèse a été effectué au sein du Laboratoire sur les Interactions Véhicules Infrastructure Conducteurs (LIVIC), unité mixte de l'Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité (INRETS) et du Laboratoire Central des Ponts et Chaussées (LCPC).

Je remercie en premier lieu son directeur, Jean-Marc Blosseville, de m'avoir permis d'intégrer son équipe et de m'avoir très vite donné les moyens de réussir mon entreprise, notamment grâce au projet ARCOS. Je remercie son directeur-adjoint, Jacques Ehrlich, pour sa confiance et son soutien permanents.

Je remercie Roger Reynaud et Richard Grisel pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail en acceptant d'en être rapporteurs. Je remercie Claude Laurgeau, Gérard Marie-Martin et Éric Dumont pour l'honneur qu'il me font de participer à mon jury de thèse.

Je remercie Michel Jourlin, mon directeur de thèse, de m'avoir encadré avec efficacité et enthousiasme ces trois dernières années. Il a toujours su, malgré la distance séparant Paris et Saint-Étienne, me prodiguer des conseils justes et précis qui m'ont permis d'avancer très vite dans mes travaux.

Je remercie tout particulièrement Didier Aubert, mon encadrant scientifique, qui au quotidien m'a accompagné dans ce travail. Par son enthousiasme, sa passion et sa rigueur, il m'a permis d'aller toujours de l'avant tout en me laissant une très grande autonomie dans mon travail. Son soutien et son écoute permanents ont été pour moi un véritable atout. Je m'excuse auprès de lui et le remercie chaudement pour les nombreuses heures qu'il a passé à relire et à corriger les innombrables documents que je lui ai soumis.

Je remercie Habib Haj Salem et toute l'équipe du GRETIA (INRETS) de m'avoir donné goût à la recherche. Je remercie toute l'équipe de la section Éclairage et Visibilité de la DESE (LCPC), en particulier Éric Dumont, Giselle Paulmier, Jean-Philippe Tarel et Roland Brémont pour les nombreuses discussions que nous avons pu avoir durant ces trois ans.

Je remercie l'ensemble du LIVIC pour sa bonne humeur et son dynamisme qui m'a permis d'avancer très vite. En particulier, je remercie Raphaël Labayrade d'avoir partagé mon bureau pendant ces trois ans. Les nombreuses discussions que nous avons pu avoir ne sont pas étrangères au contenu de ce mémoire de thèse.

Je remercie fortement Benoit Lusetti pour sa disponibilité de chaque instant qui m'a permis d'acquérir toutes ces images de brouillard, sans lesquelles ce travail n'aurait pas été possible. Je remercie Dominique Gruyer, Cyril Royère, Vincent Aguiléra, Lydie Nouvelière, Jérôme Douret et Saïd Mammar pour leur écoute et leurs nombreux conseils. Je remercie Jean-Marie Chevreux pour sa disponibilité.

Je remercie également Christian Leverger et Didier Dominois du LROP pour les nombreuses séquences vidéo. Bien entendu, je remercie chaleureusement l'équipe administrative du LIVIC, à savoir Martine Foubert et Séverine Somma. En particulier, je remercie cette dernière du fond du cœur pour tout son soutien.

Je salue les thésards du LIVIC, anciens et actuels, Benjamin, Sio-Song, Caroline, Ana-Paula, Mathias, Nicolas, Jérémy, et les stagiaires et autres CDD que j'ai croisés, Gabriel, Zakaria, Laurent Vabre, Laurent Romieux, Yvain, Camille, Emmanuel David, Emmanuel Raulo. Pardon à ceux que j'aurais éventuellement oubliés.

Enfin mes dernières pensées vont à l'ensemble des personnes de ma famille qui m'ont toujours encouragé et soutenu, à mon frère Jean-François, à ma grand-mère et plus particulièrement à mes parents, qui comptent beaucoup pour moi.

À Guillaume . . .

Table des matières

Remerciements	i
Table des figures	ix
Liste des tableaux	xiii

Introduction générale	1
-----------------------	---

Chapitre 1

Lois et outils pour la visibilité

1.1	Caractéristiques du brouillard	12
1.1.1	Définition	12
1.1.2	Généralités sur la formation du brouillard	12
1.1.3	Les principaux types de brouillard	12
1.1.4	Structure physique des brouillards	13
1.1.5	Cheminement de la lumière dans le brouillard	13
1.2	Les effets visuels du brouillard	14
1.2.1	L'effet de halo	14
1.2.2	L'effet d'extinction	14
1.2.3	Les effets de voile	15
1.3	Modélisation des effets visuels du brouillard	15
1.3.1	La loi de Koschmieder	16
1.3.2	Le modèle étendu	16

1.4	Visibilité et distances de visibilité « atmosphériques »	16
1.4.1	Définitions de la visibilité	17
1.4.2	Les différentes distances de visibilité	17
1.5	Mesure de la visibilité par des capteurs optiques	19
1.5.1	Les visibilimètres routiers	19
1.5.2	Le laser	21
1.5.3	Le radar	21
1.5.4	La caméra	22
1.6	Conclusion du chapitre	25

Chapitre 2

Exploitation de l'effet de voile atmosphérique

2.1	Modélisation du capteur mono-caméra dans son environnement	28
2.1.1	Présentation du capteur utilisé	28
2.1.2	Modèle de calcul de la profondeur d'un point vu dans l'image	28
2.1.3	Précision du calcul de distance en fonction du tangage de la caméra	31
2.1.4	Calibrage du capteur	32
2.2	Estimation de la distance de visibilité météorologique	32
2.2.1	Mise en évidence d'un point d'inflexion	32
2.2.2	Mise en œuvre pratique de la méthodologie	35
2.2.3	Indice de confiance sur la mesure	42
2.2.4	Sensibilité de la méthode	45
2.2.5	Bilan partiel	46
2.3	Extension de la méthode	46
2.3.1	Mise en défaut de la méthode précédente	46
2.3.2	Approche additionnelle	46
2.4	Application à la restauration du contraste	48
2.4.1	État de l'art	48
2.4.2	Approche proposée	48
2.5	Vue synoptique de la méthode	51
2.6	Conclusion du chapitre	52

Chapitre 3

Exploitation de l'effet d'atténuation des contrastes par l'atmosphère

3.1	Proposition d'une méthode générique	54
3.1.1	Distance de visibilité mobilisée, distance de visibilité mobilisable	54
3.1.2	Lien entre les distances de visibilité mobilisable et météorologique	54

3.1.3	Méthode proposée	56
3.2	Recherche des primitives ayant un contraste supérieur à 5 %	56
3.2.1	État de l'art	56
3.2.2	Formulations locales du contrastes	58
3.2.3	Méthodes de Gordon et de Beghdadi	58
3.2.4	Mesurer le contraste avec la méthode de segmentation de Köhler . . .	59
3.2.5	Adaptation de la méthode de Köhler à nos besoins	62
3.2.6	Comparaison des méthodes de calcul du contraste local	64
3.2.7	Exemples de résultats	76
3.3	Recherche d'une télémétrie adaptée	77
3.3.1	Problématique	77
3.3.2	Utilisation d'une seule caméra	77
3.3.3	Utilisation de plusieurs caméras	78
3.4	Estimation des distances par stéréovision	79
3.4.1	Présentation du capteur utilisé	79
3.4.2	L'approche « v-disparité »	80
3.4.3	Amélioration de la carte de disparité	81
3.4.4	Portée et résolution du capteur stéréoscopique	82
3.4.5	Calibrage du capteur	83
3.5	Mesure de la distance de visibilité mobilisée	83
3.5.1	Combinaison directe disparité-contraste	83
3.5.2	Combinaison rapide disparité-contraste	84
3.5.3	Vue synoptique et bilan de la méthode	86
3.6	Perspectives : généralisation de la méthode à l'espace 3-D	88
3.6.1	Calcul d'une carte de disparité quasi-dense	88
3.6.2	Estimation du degré de masquage de l'infrastructure	90
3.6.3	Estimation de la distance de visibilité	91
3.6.4	Bilan et comparaison des deux approches	93
3.7	Conclusion du chapitre	93

Chapitre 4

Évaluation expérimentale des méthodes

4.1	Évaluation qualitative des méthodes	96
4.1.1	Approche monoculaire fondée sur la loi de Koschmieder	96
4.1.2	Approche stéréoscopique fondée sur l'atténuation des contrastes . . .	103
4.1.3	Bilan de l'évaluation qualitative	108
4.2	Évaluation quantitative des méthodes	109

4.2.1	Réalisation d'un site dédié	109
4.2.2	Évaluation du site de calibrage réalisé	113
4.2.3	Mise en œuvre du site de calibrage	117
4.2.4	Résultats quantitatifs sur simulations photométriques	119
4.2.5	Résultats quantitatifs sur images réelles	123
4.2.6	Bilan de l'évaluation quantitative	126
4.3	Conclusion du chapitre	126

Conclusion générale	129
----------------------------	------------

Annexe A Estimation robuste de la position du point d'inflexion	137
Annexe B Essais sur le brouillard nocturne	141
Annexe C Le modèle LIP	147
Annexe D L'approche « v-disparité »	153
Annexe E Alternative au contraste supérieur à 5 %	159
Annexe F Production scientifique au cours de la thèse	163
Bibliographie	167

Table des figures

1	Perte de visibilité due au tracé en plan de la route	3
2	Perte de visibilité due au profil en long de la route	4
3	Perte de visibilité due à un masquage	4
4	Exemples de dégradations de la visibilité due à des facteurs conjoncturels	5
5	Comparaison de la dynamique de différentes rétines électroniques	8
6	Exemple de calibrage spectral et photométrique de caméra	9
1.1	Illustration des effets du brouillard sur la vision	15
1.2	Principe d'un transmissiomètre	19
1.3	Principe d'un diffusiomètre	20
1.4	Signal rétrodiffusé par un laser en présence de brouillard artificiel.	21
1.5	Courbes caractéristiques de l'atténuation et de l'absorption atmosphériques . . .	22
1.6	Image du système RALPH développé par Carnegie Mellon University	23
1.7	Principe de mesure de la visibilité du CMU	23
1.8	Fonction de sensibilité au contraste du système visuel humain	24
1.9	Principe de la mesure de visibilité proposée par NEXYAD S.A	24
2.1	Disposition de la caméra dans le véhicule	28
2.2	Modélisation de la caméra dans son environnement	29
2.3	Illustration de la formule de calcul de profondeur en monocaméra	30
2.4	Représentation de la distance Δ couverte par un pixel en monocaméra	31
2.5	Calibrage extrinsèque de la caméra	32
2.6	Courbes représentatives de la loi de Koschmieder et de sa dérivée	34
2.7	Principe du seuillage par Hystérésis	35
2.8	Sensibilité du filtre de Canny-Deriche aux valeurs de seuils	36
2.9	Principe de l'algorithme par croissance de région développé	36
2.10	Voisinages du filtre de Nagao modifié	38
2.11	Schéma représentatif de la quatrième condition d'agrégation à la région d'intérêt	39
2.12	Différents résultats de la croissance de région	39
2.13	Exemple schématique de traitement de la région d'intérêt	40
2.14	Estimation de la ligne d'horizon par intersection des lignes de fuite	41
2.15	Exemples de calcul de la bande de mesure, de courbes de mesure obtenues	42
2.16	Image utilisée pour démontrer la pertinence de notre indicateur de confiance . . .	43
2.17	Indicateur de confiance en fonction de l'erreur de mesure	44
2.18	Sensibilité de la méthode	45
2.19	Mise en défaut de la méthode par instantiation du modèle de Koschmieder	46

2.20	Exemples de détection de marquages routiers en utilisant la croissance de région	47
2.21	Illustration de la technique de restauration de contraste (1)	49
2.22	Illustration de la technique de restauration de contraste (2)	50
2.23	Synoptique de la méthode de mesure de la distance de visibilité météorologique	51
3.1	Exemples de distances de visibilité mobilisée et mobilisable	54
3.2	Voisinages de calcul du contraste local employés par Gordon et Beghdadi	59
3.3	Principe de la méthode de Köhler	59
3.4	Robustesse de la méthode de Köhler adaptée au contraste logarithmique	61
3.5	Intérêt du balayage de l'image par fenêtres glissantes	62
3.6	Définition de différents voisinages	63
3.7	Exemples de calculs de contraste par différentes méthodes	64
3.8	Mise en évidence du bruit sur les caméras du LIVIC	65
3.9	Histogramme du bruit mesuré sur la caméra	66
3.10	Cible virtuelle utilisée	66
3.11	Atténuation du contraste sur des cibles pour différentes distances et brouillards	67
3.12	Détection du contraste sur une cible par les différentes méthodes	69
3.13	Histogramme de MSE	71
3.14	Histogramme de $PSNR$	72
3.15	Histogramme de la confiance normalisée	73
3.16	Histogramme de la précision	74
3.17	Histogramme du taux de fausses détections	75
3.18	Illustration du calcul de contraste sur différentes scènes routières	76
3.19	Principe de non détermination des distances par mono-caméra.	77
3.20	Processus de triangulation utilisé en stéréovision pour estimer la profondeur	78
3.21	Disposition du capteur stéréoscopique dans le véhicule.	79
3.22	Construction de l'image « v-disparité »	80
3.23	Carte de disparité améliorée obtenue	82
3.24	Illustration de la formule de calcul de profondeur associée à un point de disparité Δ	83
3.25	Résultat final du calcul de distance de visibilité mobilisée	86
3.26	Synoptique de la méthode de mesure de la distance de visibilité mobilisée	87
3.27	Sélection des germes initiaux	89
3.28	Voisinages considérés	89
3.29	Cartes de disparité quasi-denses	89
3.30	Amélioration de la projection « u-disparité » de la carte de disparité quasi-dense	90
3.31	Exemples de cadres englobants obtenus par temps de brouillard	91
3.32	Exemples de cadres englobants multiples	92
3.33	Mesure de la distance de visibilité mobilisée par l'approche 3-D généralisée	92
4.1	Illustration des trois séquences vidéos de tests	98
4.2	Résultats de la détection des contours par le filtre de Canny-Deriche	99
4.3	Résultats de la croissance de région	100
4.4	Estimation de la distance de visibilité	101
4.5	Mesures de distance de visibilité réalisées sur les trois séquences d'images	102
4.6	Images capturées à bord du véhicule	104
4.7	Exemples de calculs de contraste supérieur à 5 %	105
4.8	Exemples de cartes de disparités de l'environnement du véhicule	106
4.9	Résultat final du calcul de distance de visibilité mobilisée	107

4.10	Courbes de distance de visibilité mobilisée mesurées sur les séquences de test . .	108
4.11	Implantation sur site des mires de calibrage	111
4.12	Graphisme retenu pour les panneaux	111
4.13	Les cinq mires fixes de calibrage installées sur les pistes de Satory	112
4.14	Processus de détection des mires en trois étapes	115
4.15	Visibilité estimée à l'aide des mires en fonction de la distance de visibilité simulée	117
4.16	Visibilité estimée à l'aide des mires par différentes conditions météorologiques . .	118
4.17	Visibilité météorologique estimée dynamiquement vs distance de visibilité simulée	119
4.18	Mesure de la distance de visibilité météorologique	120
4.19	Visibilité mobilisée vs distance de visibilité simulée sur simulations photométriques	121
4.20	Mesure de la distance de visibilité mobilisée	122
4.21	Extraction de la position de ligne d'horizon	123
4.22	Mesure de la distance de visibilité météorologique sur images réelles	124
4.23	Visibilité météorologique sur images réelles	124
4.24	Mesure de la distance de visibilité mobilisée sur images réelles	125
4.25	Visibilité mobilisée sur images réelles	125
A.1	Courbes de luminance brute et fortement lissée	137
A.2	Déplacement du lieu des points d'inflexion pour différents niveaux de lissage . . .	138
A.3	Recherche multi-échelle du point d'inflexion	139
A.4	Sensibilité de la mesure de visibilité au lissage	140
B.1	Conséquence de la diffusion multiple	141
B.2	Illustration du phénomène de halo lumineux	142
B.3	Détection de halos lumineux	143
B.4	Image obtenue par moyenne exponentielle et seuillage	144
B.5	Exemple de maximisation de la dynamique de l'image pour la conduite de nuit .	145
B.6	Recentrage de la dynamique d'une image de brouillard nocturne	146
B.7	Mise en évidence du phénomène de rétrodiffusion	146
C.1	Une fonction à niveaux de gris est considérée comme un filtre d'intensité	148
C.2	Addition de deux fonctions à niveaux de gris	149
D.1	Le capteur stéréo et le système de coordonnées utilisé	153
D.2	Domaine de validité de l'étude	155
D.3	Paire d'images obtenue par temps de brouillard. Gradient horizontal signé	156
D.4	Construction de l'image « v-disparité »	158
E.1	Modélisation de la caméra pour calculer sa résolution angulaire	159
E.2	CSF et CTF pour les fréquences spatiales atteignables sur nos caméras	160
E.3	Vecteurs de la base de la transformée de Fourier bidimensionnelle	161
E.4	Illustration du critère de visibilité basé sur la CSF humaine	162
E.5	Comparaison qualitative des critères de visibilité	162

Liste des tableaux

3.1	Temps de calcul des contrastes supérieurs à 5 % selon différentes optimisations . . .	63
4.1	Largeur d'une bande noire d'une mire	110
4.2	Position et dimensions des différentes mires réalisées	112
4.3	Mesures des intensités médianes des mires plongées dans le brouillard	116
4.4	Mesures de distance de visibilité météorologique estimée à partir des mires (1) . .	116
4.5	Mesures de distance de visibilité météorologique estimée à partir des mires (2) . .	117
4.6	Performances quantitatives de la mesure de distance de visibilité météorologique	119
4.7	Performances quantitatives de la mesure de distance de visibilité mobilisée	121

Introduction générale

LA VISION joue un rôle primordial dans la conduite automobile, dans la mesure où elle permet d'acquérir des informations sur l'environnement routier et de réaliser des anticipations. En effet, on considère que la majorité des informations traitées par le conducteur (90 %) sont d'origine visuelle. Naturellement, les pertes de visibilité constituent un facteur accidentogène. Le terme de perte de visibilité englobe différentes notions. Pour bien les distinguer, nous proposons dans un premier temps de les classer selon la cause de la dégradation de visibilité, laquelle peut être liée à la géométrie de la scène routière, à la présence d'obstacles ou à des facteurs conjoncturels.

Perte de visibilité du fait de la topographie de la scène routière

La conception des routes répond à des normes géométriques déterminées pour chaque catégorie d'usage. La visibilité géométrique est une notion clé dans l'élaboration de ces normes. L'utilisateur, en condition de confort dynamique et à la vitesse en dessous de laquelle 85 % des usagers roulent, doit avoir suffisamment de visibilité pour s'arrêter, effectuer une manœuvre, détecter un éventuel obstacle, appréhender un virage et ne doit pas être leurré par le tracé (notion de lisibilité du tracé). Les règles de construction routière et les normes géométriques se déclinent à la fois pour le profil en long, le tracé en plan et le profil en travers. Elles sont synthétisées dans [Faure, 1997].

Pour des raisons diverses, ces règles ne peuvent pas toujours être appliquées. La visibilité de l'infrastructure n'est donc pas toujours suffisante du fait de la présence d'un virage très prononcé (figure 1), d'un sommet de rampe (figure 2), de grands panneaux ou encore de constructions aux abords immédiats de la route. C'est une première cause de perte de visibilité. Les futures cartes numériques embarquées comportant la pente, le dévers et la courbure en chaque point, devraient permettre de résoudre ce problème. Le véhicule étant positionné précisément sur une carte numérique, l'entité en charge de la conduite (i.e. le conducteur ou le contrôleur électronique) aura immédiatement accès à la visibilité géométrique de l'infrastructure et pourra générer une alerte ou éventuellement adapter la vitesse du véhicule [Aguiléra et Glaser, 2004].

Au delà de ces cas permanents ou quasi-permanents de perte de visibilité, il existe des cas saisonniers qui ne peuvent pas figurer sur une cartographie. C'est le cas, entre autres, de la végétation en certaines saisons (champ de céréales au printemps par exemple). Cette variation de visibilité induira des comportements différents des conducteurs selon les saisons.

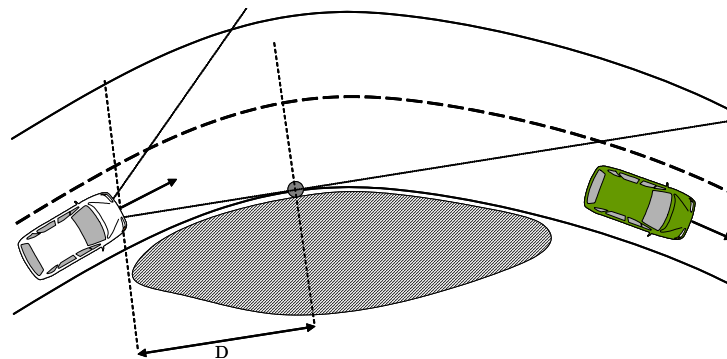


FIG. 1 – Perte de visibilité due au tracé en plan de la route. La distance de visibilité est la distance au dernier point visible à l'intérieur du virage.

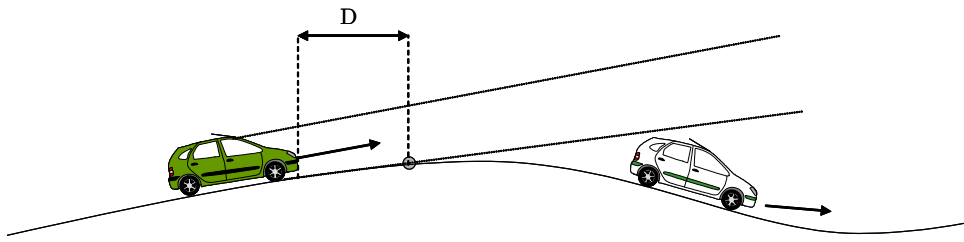


FIG. 2 – Perte de visibilité due au profil en long de la route. La distance de visibilité est la distance au dernier point visible sur la route.

Perte de visibilité due à un masquage temporaire de la scène routière

Lorsque l'on suit un autre véhicule de près, en particulier un poids-lourd (figure 3), celui-ci restreint le champ de vision que l'on a de l'infrastructure et de la circulation. Outre le fait que cela représente un danger, d'un point de vue fonctionnel, c'est une cause de perte de visibilité. Si un tel objet masque temporairement la scène routière, il faut pouvoir le détecter et estimer l'angle solide qu'il représente. Les systèmes embarqués de détection d'obstacles répondent à cet objectif. En effet, ils fournissent pour la plupart un cadre qui englobe l'obstacle et la distance de celui-ci. C'est le cas, par exemple, du système développé en stéréovision par le LIVIC [Aubert et Labayrade, 2005].

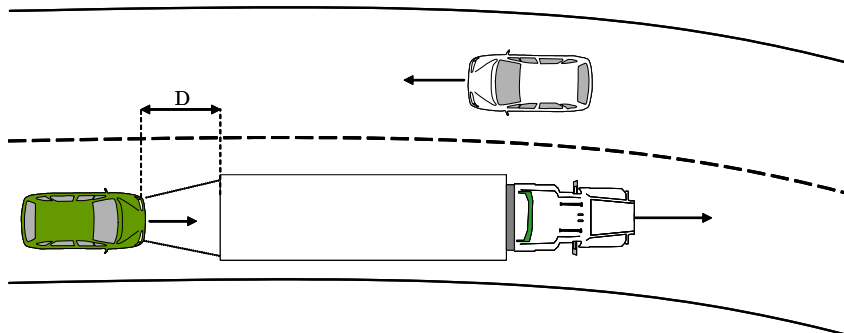


FIG. 3 – Perte de visibilité due à un masquage temporaire de la scène routière. La distance de visibilité est, dans ce cas, la distance à l'obstacle.

Facteurs conjoncturels de perte de visibilité

La dernière cause de perte de visibilité est liée à des facteurs plus conjoncturels, en particulier état du pare-brise, conditions d'éclairement et météo.

Puisque le conducteur voit l'environnement routier à travers le pare-brise de son véhicule, la perception qu'il en a est altérée par tout ce qui en affecte la surface : voile d'eau, salissures, buée...

Les conditions d'illumination de la scène constituent un deuxième facteur de réduction de la distance de visibilité. En sortie de tunnel, le contraste très fort entre l'obscurité du tunnel et la



FIG. 4 – Exemples de dégradations de la visibilité due à des facteurs conjoncturels. (a) Voile d'eau sur le pare-brise; (b) Éblouissement dû à un soleil rasant; (c) Présence de brouillard

lumière du jour empêche de distinguer l'extérieur du tunnel, ce qui réduit d'autant la distance de visibilité. L'éblouissement engendré par un soleil rasant peut réduire la visibilité de manière drastique. Inversement, de nuit, la distance de visibilité est directement liée à la présence de sources lumineuses secondaires.

Enfin, les conditions atmosphériques, en particulier la pluie et le brouillard, constituent une dernière cause, et non des moindres, de perte de visibilité.

Nous nous intéresserons, dans la thèse, uniquement à la perte de visibilité causée par les conditions météorologiques dégradées, en particulier par le brouillard. C'est un sujet de recherche très actif en sécurité routière depuis plus de dix ans [LCPC, 1993]. En effet, c'est non seulement un facteur accidentogène (risque $\times 1,5$), mais aussi un facteur aggravant (gravité $\times 2$). En outre, les accidents qui se produisent dans le brouillard, bien que provoquant peu de décès en pourcentage, mettent souvent en cause un nombre plus élevé de véhicules (carambolages $\times 3$) et ont de ce fait un retentissement médiatique important [ONISR, 2001].

Une cause de ces accidents a été en partie déterminée. En effet, il a été montré que les conducteurs, par temps de brouillard, ont tendance à surestimer les distances [Cavallo *et al.*, 2000]. Pour aboutir à ce résultat, il a fallu comprendre et simuler les effets visuels du brouillard sur la perception de la scène routière [Dumont, 2002] ou encore comprendre les mécanismes de sa formation pour pouvoir fabriquer du brouillard en environnement contrôlé [Colomb, 2003].

Dans ce contexte de surestimation des distances intervéhiculaires, on comprend qu'un système qui permettrait de fournir aux conducteurs la distance de visibilité en cas de conditions météorologiques dégradées, que nous désignerons, pour l'instant, sous le terme générique de « distance de visibilité atmosphérique », serait intéressant en terme de sécurité routière.

Mesure de la distance de visibilité atmosphérique

Pour informer les conducteurs en cas de faible visibilité, des expériences d'équipement de l'infrastructure avec des visibilimètres routiers ont été menées [Shepard, 1996]. Sous ce vocable, on désigne principalement deux types d'instruments détectant le brouillard et mesurant son coefficient d'extinction : les transmissiomètres et les diffusiomètres.

Les transmissiomètres mesurent la transmissivité moyenne de l'atmosphère le long d'un parcours déterminé entre une source et un détecteur, appelé base de mesure. Ils sont généralement

fiables. Leur sensibilité est liée à la longueur de la base de mesure. Celle-ci, de plusieurs mètres voire dizaine de mètres, leur procure une bonne représentativité compte tenu des hétérogénéités fréquemment rencontrées dans le brouillard, mais les rend difficiles à installer et à calibrer correctement.

Les diffusiomètres sont des appareils plus réduits constitués d'un seul bloc. Ils mesurent la lumière diffusée dans un angle solide suffisamment grand et bien défini. Pour effectuer cette mesure, un faisceau lumineux est concentré sur un petit volume d'air. Des diffusiomètres simplifiés ont été développés pour les applications routières, c'est-à-dire essentiellement pour la mesure dans les brouillards denses.

À son crédit, nous pouvons dire qu'un diffusiomètre est moins cher qu'un transmissiomètre et qu'il n'est pas nécessaire d'aligner les blocs optiques (source et détecteur). En revanche, la faible dimension du volume diffusant rend la mesure très sensible aux hétérogénéités du brouillard. De plus, si l'erreur relative commise sur la mesure de distance de visibilité est acceptable pour des visibilitées supérieures à 50 m (elle est en ce cas inférieure à 10 %), elle est très importante pour les très faibles visibilitées (82 % pour 10 m de visibilité). Cette erreur relative reste cependant acceptable pour l'usage routier, puisque l'erreur absolue est dans tous les cas de l'ordre de quelques mètres [LCPC, 1993]. Un retour plus détaillé sur ces appareils sera effectué dans le premier chapitre.

L'utilisation d'une caméra n'impose pas d'aligner précisément des blocs optiques, comme dans le cas d'un transmissiomètre, tout en donnant une image représentative de son environnement, ce qui n'est pas le cas d'un diffusiomètre. La plupart des approches utilisent une caméra fixe sur l'infrastructure, ce qui simplifie la tâche puisqu'on dispose alors toujours d'une image de référence. Kwon [Kwon, 2004] mesure ainsi la visibilité relative en exprimant la visibilité comme un pourcentage de points visible sur l'image courante par rapport à une image de référence. Bush [Bush et Debes, 1998] a recours à une caméra fixe placée au-dessus de la route pour mesurer la distance de visibilité. Il mesure la distance au pixel le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %, en exploitant une connaissance préalable de la position de la route dans l'image. En communiquant les mesures issues de ces appareils à des panneaux à messages variables, on répond en partie au problème [Perrin et Martin, 2002].

Cependant, de tels capteurs n'équipent pas l'ensemble du réseau routier, le réseau secondaire en particulier en étant dépourvu. Sont équipées de manière préférentielle les zones où les phénomènes de brouillard sont récurrents. Or, le phénomène de brouillard est très aléatoire et peut survenir également dans des endroits peu affectés en général, où les capteurs seront forcément insuffisants, voire inexistantes. On s'affranchit de ce problème, dès lors que la caméra est embarquée sur un véhicule, donc mobile. De ce fait, il est intéressant de pouvoir mesurer la distance de visibilité atmosphérique à l'aide de caméras embarquées à bord du véhicule.

On envisage deux applications à cette mesure, qui débouchent sur deux types d'aide à la conduite.

Il s'agirait dans le premier cas de déterminer la vitesse adaptée aux conditions météorologiques mesurées, de façon à indiquer au conducteur, si nécessaire, que sa vitesse est trop élevée, voire à limiter automatiquement celle-ci. Pour cela, le système devra automatiquement reproduire fidèlement ce que voit le conducteur.

L'intérêt de disposer d'une mesure embarquée de la distance de visibilité atmosphérique va au-delà. En effet, les équipements de perception des véhicules à venir (caméras, radar, laser...) sont conçus pour fonctionner dans une gamme de situations et de conditions - météorologiques, de luminosité... -, certes variables, mais entre certaines limites. Détecter que l'on franchit une de ces limites, autrement dit que l'on entre dans le domaine de fonctionnement dégradé d'un équipement est un enjeu fort, si l'on veut assurer un bon niveau de fiabilité à l'assistance au conducteur qui s'appuie sur les sorties de cet équipement. Dans ce contexte, on attendra d'un système de mesure de visibilité atmosphérique qu'il permette de quantifier le fonctionnement du ou des capteurs extéroceptifs embarqués, information qui sera exploitée pour adapter, dans la mesure du possible, le fonctionnement du capteur, ainsi que les traitements qui lui sont liés (détection d'obstacle, évitement de sortie de voie...). Au-delà d'un certain niveau de dégradation, les seuils sont dépassés et il est alors indispensable de prévenir le conducteur que son système d'assistance est momentanément inopérant. Cependant, l'estimation de la visibilité atmosphérique à l'aide de caméras embarquées est un sujet très peu abordé dans la littérature. À notre connaissance, avant le début de la présente thèse, seul Pomerleau [Pomerleau, 1997] avait publié sur le sujet. Toutefois, la société NEXYAD S.A., avec laquelle nous avons collaboré au sein du projet ARCOS¹, a publié [Yahiaoui et Da Silva Dias, 2003] sur le sujet après le démarrage de notre étude.

Les principes qui président à l'estimation de la visibilité atmosphérique sont les mêmes dans les deux cas. La différence porte sur les contraintes en ce qui concerne le choix de la caméra et de son emplacement.

Choix et emplacement des capteurs

Selon que l'on cherche à quantifier la visibilité pour un conducteur humain ou un capteur extéroceptif, on ne choisira pas le même capteur et on ne le placera pas au même endroit.

Système dédié à la quantification de la visibilité du conducteur humain

Si l'on souhaite créer un système d'avertissement du conducteur, l'image capturée par le système de vision doit nécessairement être comparable avec ce que voit le conducteur. Deux contraintes fortes se dégagent naturellement.

Premièrement, le cône de vision de la caméra doit contenir celui du conducteur. La caméra doit donc être installée derrière le pare-brise, le plus près possible du conducteur.

Deuxièmement, la nature même de l'image doit être cohérente avec celle perçue par le conducteur. En terme de résolution, pour étudier le spectre de fréquences spatiales auquel l'œil est sensible, c'est-à-dire jusqu'à 30 cycles par degré, tout en couvrant une partie raisonnable du champ visuel du conducteur, soit environ 30° en horizontal, la définition de l'image doit être supérieure à 1800 pixels par ligne. De même, comme la réponse spectrale des caméras est souvent très éloignée de la fonction spectrale de sensibilité de l'œil humain $V(\lambda)$, il faudra adapter à la caméra un filtre optique que l'on calculera pour que la réponse spectrale de la caméra soit assimilable à la courbe $V(\lambda)$, comme cela est fait sur la figure 6a. La sensibilité de la caméra aussi doit être cohérente avec celle de l'œil. Il faut pour cela trouver les paramètres adéquats de gain et de

¹Action de Recherche pour une COnduite Sécurisée, projet de recherche français (2001-2004) financé par l'initiative PREDIT.

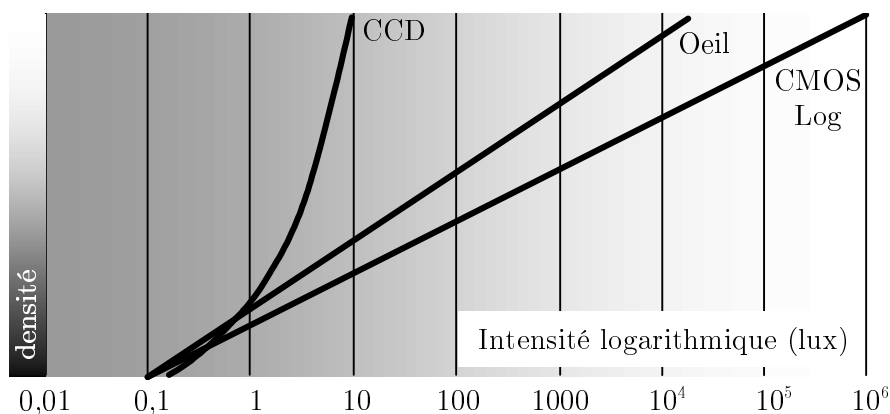


FIG. 5 – Comparaison de la dynamique de différentes rétines électroniques. Les capteurs électroniques usuels ont une réponse linéaire et une dynamique réduite sensiblement identique. Les rétines CMOS à grande dynamique ont une réponse logarithmique qui leur permet d'atteindre 120 dB.

temps d'exposition de la caméra et procéder à un étalonnage en luminance de la caméra, comme sur la figure 6b. Un tel processus de calibrage est décrit dans [Brusque et Hubert, 1997].

Les exigences en termes de dynamique excluent l'utilisation d'un capteur CCD en l'état actuel de la technologie. En revanche, la réponse logarithmique des capteurs CMOS à grande dynamique leur permet d'atteindre la dynamique de l'œil humain (figure 5). Enfin, la cadence du traitement d'image n'est pas nécessairement très élevée, puisqu'elle doit être ici simplement en rapport avec le temps de réaction du conducteur.

Système dédié à la quantification de la visibilité d'un capteur extéroceptif

Si le but du système est de détecter le moment où un système extéroceptif embarqué sort de ses limites de fonctionnement, alors les deux systèmes doivent nécessairement partager les mêmes capteurs. Outre le fait que les deux capteurs doivent posséder les mêmes dynamique, résolution et sensibilité, ils doivent nécessairement être au même emplacement pour avoir le même angle de vue et donc la même vision de la scène routière. Prenons l'exemple d'un capteur stéréoscopique dédié à la détection d'obstacles. Si l'on positionne celui-ci dans les phares du véhicule, un système de mesure de visibilité installé derrière le pare-brise n'a que peu de sens. En effet, il se peut très bien que le détecteur d'obstacles voit bien alors que la visibilité mesurée derrière le pare-brise est faible et inversement, puisque les deux organes de transmission (pare-brise, phares) peuvent être affectés différemment. Les deux systèmes peuvent également ne pas bien voir mais pour des raisons différentes. L'un peut être ébloui par un soleil rasant tandis que l'autre est aveuglé par des projections d'eau en provenance du véhicule précédent.

En ce qui concerne le temps de calcul, l'idéal est d'avoir la même cadence de traitement que le système dont on veut contrôler les résultats, de façon à être le plus réactif possible. Enfin, le système de mesure de la visibilité ne doit pas se fonder sur la sortie du système qu'il est censé renforcer. Par exemple, si l'on cherche à contrôler la validité des données issues d'un détecteur de marquages routiers, il n'est pas concevable d'estimer la distance de visibilité en regardant simplement à quelle distance le détecteur de lignes blanches a trouvé le dernier marquage.

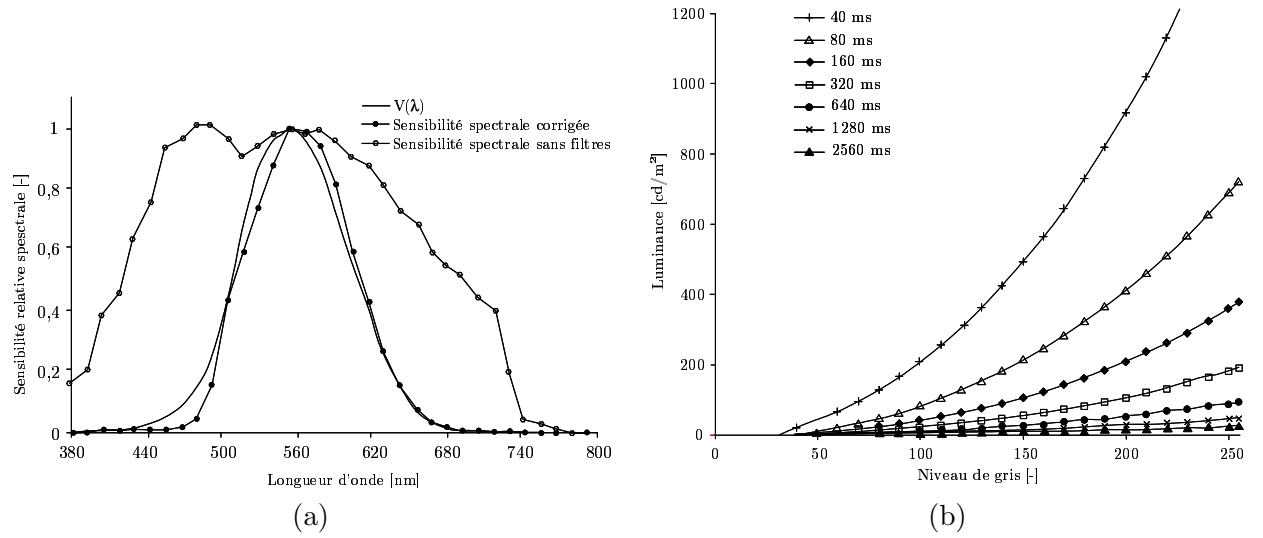


FIG. 6 – (a) Exemple de calibrage spectral de caméra; (b) Exemple de calibrage photométrique de caméra [Andersen, 2004].

Par la suite, les travaux présentés sont plutôt dévolus à la quantification de la visibilité pour un capteur extéroceptif, que celui-ci soit calibré ou non pour l'œil humain. Nous employons ainsi indifféremment les termes de luminance, d'intensité et de niveau de gris pour désigner le contenu des pixels. Nous supposons simplement que la réponse du capteur CCD utilisé est linéaire, ce qui est généralement le cas de tels capteurs.

Contributions et organisation du mémoire

Dans ce mémoire de thèse, nous proposons deux techniques complémentaires permettant d'effectuer une mesure embarquée de la distance de visibilité par des techniques d'analyse d'images effectuées en temps réel. Elles reposent sur une définition de la distance de visibilité météorologique, *distance au delà de laquelle un objet noir de dimensions suffisantes ne peut être reconnu de jour sur le ciel à l'horizon*. La première technique, fondée sur un modèle de diffusion atmosphérique, détecte et estime la densité du brouillard diurne en utilisant une seule caméra. La deuxième technique, mettant à profit la réduction des contrastes par l'atmosphère, est capable d'estimer la distance de visibilité par toutes conditions météorologiques, de jour et de nuit, en utilisant, pour sa part, un capteur stéréoscopique. Nous évaluons, d'une part, les méthodes à l'aide d'images réelles acquises sur véhicule sous différentes conditions météorologiques, ce qui constitue une évaluation qualitative du travail réalisé. Nous évaluons d'autre part les méthodes à l'aide d'images acquises sur un site spécifique équipé de mires de référence, conçu et réalisé sur les pistes d'essai de Satory, ce qui constitue une évaluation quantitative.

Ce mémoire de thèse est organisé de la façon suivante.

Un premier chapitre décrit les différentes lois et outils utilisés dans la suite de la thèse. Après avoir donné les principes de formation et les caractéristiques physiques du brouillard, ses effets sur la vision routière sont mis en évidence et modélisés. Ceci permet de construire précisément la notion de distance de visibilité météorologique. Sachant désormais quelle grandeur mesurer,

nous proposons alors un état de l’art sur la mesure de la distance de visibilité météorologique par des méthodes optiques.

En se fondant sur un modèle de diffusion atmosphérique, le deuxième chapitre présente une technique originale détectant la présence de brouillard diurne et estimant la distance de visibilité météorologique à l’aide d’une seule caméra embarquée. Une application à la restauration du contraste est proposée.

Le troisième chapitre propose une méthode valable pour toutes conditions météorologiques, de jour comme de nuit. Partant de la définition de la distance de visibilité météorologique, une méthode ayant un minimum de contraintes est développée et vise à estimer la distance à l’objet *visible* le plus éloigné présent dans la scène. Celle-ci exploite un capteur stéréoscopique et mesure une distance de visibilité que nous qualifions de « mobilisée », par opposition à une distance de visibilité que nous qualifions de « mobilisable ». En guise de perspectives, une méthode très générale, permettant en outre d’estimer le degré de masquage de l’infrastructure, est donnée en fin de chapitre.

Une évaluation qualitative des différentes méthodes, à l’aide d’images acquises à bord d’un véhicule équipé, est proposée en début de quatrième chapitre. Puis, le problème de la validation quantitative est abordé. Une solution statique via l’utilisation d’un site dédié équipé de mires de référence est proposée. Le choix du type de mire est explicité et une méthodologie pour calibrer les techniques est détaillée. Puis, des résultats quantitatifs sont donnés.

Pour finir, une conclusion reprend les concepts et les méthodes présentés dans ce mémoire de thèse et propose de nombreuses perspectives à ces travaux.

Lois et outils pour la visibilité

LES CONDITIONS MÉTÉOROLOGIQUES DÉGRADÉES sont l'une des causes de perte de visibilité identifiées en introduction. Elles nous ont conduit à définir de manière générale la notion de distance de « visibilité atmosphérique ». Dans l'introduction, nous avons également fait un premier tour d'horizon des méthodes optiques permettant de mesurer cette distance. Cela nous a permis de montrer l'intérêt d'effectuer cette mesure de manière embarquée à bord d'un véhicule.

Ce premier chapitre propose de revenir plus en détail sur les conditions météorologiques dégradées, en particulier sur le brouillard. Bien comprendre les mécanismes de ce phénomène physique nous permet de distinguer ses différents effets sur la vision routière. Deux lois sont proposées pour les prendre en compte. La loi de Koschmieder [?] permet de modéliser simplement le brouillard diurne. Le modèle étendu d'Éric Dumont [Dumont, 2002] permet de prendre en compte l'ensemble des perturbations dues au brouillard.

De ces lois ou modèles découle la notion de distance de visibilité « météorologique » qui est directement reliée à la densité du brouillard. C'est ce que nous verrons quand nous énumérerons de manière plus précise les définitions existantes de la visibilité et de la distance de visibilité par conditions météorologiques dégradées. Pour cela, le vocabulaire international de l'éclairage, proposé par la Commission Internationale de l'Éclairage [CIE, 1987], nous est d'une grande utilité et est abondamment cité.

Enfin, ayant à disposition les modèles adaptés et sachant quelle distance mesurer, nous examinons à tour de rôle et donnons les principes de fonctionnement des différents capteurs et méthodes optiques que nous pourrions utiliser pour estimer la visibilité atmosphérique de manière embarquée : les visibilimètres routiers, déjà abordés en introduction, le laser, le radar et la caméra. En l'occurrence, les deux seules méthodes de mesure de visibilité par caméra embarquée portées à notre connaissance avant le début de la thèse, sont décrites de manière détaillée.

Mis à part le dernier, ces paragraphes s'inspirent largement des travaux effectués au sein du Laboratoire Central des Ponts et Chaussées sur le thème de recherche : « Approche physique de la perception de la route dans le brouillard ». Notamment les travaux d'Éric Dumont [Dumont, 2002] sur la caractérisation, la modélisation et la simulation des effets visuels du brouillard pour l'usager de la route, sont repris partiellement, car ils sont indispensables à la bonne compréhension de la suite du mémoire de thèse.

1.1 Caractéristiques du brouillard

Pour appréhender les conséquences du brouillard sur la vision, il convient tout d'abord de définir précisément le brouillard, notamment ses mécanismes de formation et sa structure physique. C'est l'objet de ce paragraphe.

1.1.1 Définition

Le brouillard est un amas de fines gouttelettes ou de fins cristaux de glace, accompagné de fines particules hygroscopiques saturées d'eau souvent de taille microscopique, réduisant la visibilité en surface. Sa composition est identique à celle d'un nuage dont la base toucherait le sol. Lorsque la visibilité horizontale est réduite à moins de 1 km, on parle de brouillard. Lorsque la visibilité atteint ou dépasse cette valeur, on parle plutôt de brume.

1.1.2 Généralités sur la formation du brouillard

Le brouillard se forme d'une façon quasi identique à celle des nuages, c'est-à-dire d'air saturé par refroidissement autour d'une quantité suffisante de noyaux de condensation. L'ajout de vapeur d'eau provient soit de l'évaporation du sol ou de la mer, soit des précipitations. Près des côtes, c'est essentiellement le sel marin qui forme les noyaux, tandis que dans les terres, ils sont surtout constitués de particules de poussière, de fumée ou de pollution automobile et industrielle.

Par ailleurs, la dissipation et le déplacement du brouillard sont liés à la disparition des processus physiques l'ayant engendré ou le maintenant. Au-dessus du sol, le premier de ces processus a trait au rayonnement du soleil, qui le dissipe en le réchauffant à condition qu'aucun nuage n'interfère. Sur mer, le brouillard se dissipe de façon différente. Comme le soleil ne peut réchauffer l'eau suffisamment, le brouillard ne se dissipera qu'avec un changement de direction du vent, ou si la surface marine en aval est plus chaude et que le vent accélère. Par contre, il se maintiendra si le vent le pousse vers une surface marine plus froide.

1.1.3 Les principaux types de brouillard

Brouillard de rayonnement

La nuit ou très tôt le matin, lorsque l'air contient assez d'humidité pour permettre la condensation à la suite du refroidissement par rayonnement, il se forme un brouillard de rayonnement. Mais encore faut-il que l'effet de refroidissement nécessaire à l'atteinte du point de rosée soit maintenu ou renforcé par un ciel clair ou un ciel nuageux associé à des vents faibles.

Ce type de brouillard se dissipe généralement une heure ou deux après le lever du soleil, c'est-à-dire au moment où son rayonnement devient assez important pour augmenter la température du sol. En revanche, si une couche nuageuse empêche le soleil de le réchauffer suffisamment, il peut persister une bonne partie de la matinée, s'épaissir davantage, ou encore se soulever en formant une couche de stratus à basse altitude. Cette couche peut persister quelques heures, mais cela reste peu fréquent.

La topographie a une influence importante sur la formation du brouillard de rayonnement. Il se formera plus volontiers dans les vallées ou les terres basses, plus rarement sur les plateaux, les collines ou les flancs de montagne, et presque jamais sur les grands plans d'eau.

Brouillard d'advection

Lorsqu'une masse d'air chaud et humide est poussée au-dessus d'une surface relativement froide, l'air est refroidi par contact avec cette surface. Si la température de l'air atteint le point de rosée en diminuant, l'air deviendra saturé et il se formera un brouillard de rayonnement. Dans certains cas, la température de l'air et du point de rosée diminuera encore un peu sous l'action de la surface froide et on aura un brouillard d'advection. Ce brouillard peut être accompagné de vents violents. La turbulence mécanique peut alors soulever le brouillard et former des stratus.

Le brouillard d'advection peut se former lorsque de l'air humide passe d'une zone chaude de l'océan à une zone où l'eau est froide. Dans ce cas, le brouillard s'étale et demeure jusqu'à ce que la direction du vent change. Comme la surface de l'eau ne subit pas les effets du réchauffement diurne de façon importante, le brouillard ne se dissipera pas au cours de la journée. Au-dessus du sol, ce brouillard se forme lorsque l'air provient de la mer. Dans certains cas, il s'étale loin à l'intérieur des terres, mais la présence d'une rangée de collines le retiendra sur la côte. Si le réchauffement est suffisant, le brouillard terrestre s'amenuise ou se lève au cours de la journée pour se reformer la nuit. Si une nappe nuageuse se trouve au-dessus du brouillard, celui-ci peut ne pas s'amincir ou se lever et demeurer jusqu'à ce que la direction du vent change.

1.1.4 Structure physique des brouillards

Quel que soit leur mode de formation, tous ces brouillards ont en commun d'être formés d'un ensemble de micro-gouttelettes d'eau, suffisamment petites pour être en suspension dans l'atmosphère. Le brouillard est couramment caractérisé par deux paramètres : la répartition granulométrique des gouttelettes et leur concentration. Ces paramètres dépendent entre autres du processus de formation, de l'altitude, de la température et de la durée de l'événement « brouillard ».

1.1.5 Cheminement de la lumière dans le brouillard

De façon schématique, c'est dans un aérosol contenant un grand nombre de gouttelettes d'eau de quelques micromètres de diamètre que doit cheminer la lumière visible dont la longueur d'onde se situe entre 400 et 700 nm.

Lors de son parcours, le flux lumineux se trouve atténué par deux phénomènes : l'absorption et la diffusion, ce qui conduit à caractériser le brouillard par un coefficient d'extinction k , somme des coefficients d'absorption et de diffusion. En fait, le phénomène d'absorption est négligeable dans ce type d'aérosol. Ainsi, le phénomène prépondérant dans l'atténuation de la lumière est la diffusion, qui dévie les rayons de leur direction initiale. Il est également à la base de « l'illumination du brouillard » ou « luminance de voile » dont les conséquences sont importantes en visibilité routière. Le brouillard est donc caractérisé par un coefficient d'extinction k égal au coefficient de diffusion.

Si Φ_0 est le flux lumineux émis par une source, le flux Φ transmis sur la distance d à travers le brouillard est donné par la loi de Beer-Lambert :

$$\Phi = \Phi_0 T = \Phi_0 e^{-kd} \quad (1.1)$$

T est le facteur de transmission de la couche de brouillard d'épaisseur d , k est le coefficient d'extinction du milieu et le produit kd représente la densité optique de l'épaisseur de brouillard traversée.

Le coefficient d'extinction k dépend de la distribution granulométrique des gouttelettes :

$$k = \pi \sum_i Q_{ext_i} n_i r_i^2 = \sum_i C_{ext_i} n_i \quad (1.2)$$

n_i représente la concentration des différentes classes de particules de rayon r_i . Q_{ext_i} et C_{ext_i} sont respectivement le facteur efficace d'extinction et la section efficace d'extinction de ces mêmes classes.

Pour une goutte de diamètre donné, les équations de Lorenz-Mie [Rozé et Girasole, 2003] permettent de calculer la section efficace d'extinction ainsi que la fonction de phase qui caractérise la répartition spatiale de la lumière diffusée. Dans un milieu tel que le brouillard naturel constitué de gouttelettes de tailles différentes (polydispersé), on peut calculer la section efficace d'extinction et la fonction de phase d'un milieu équivalent monodispersé en tenant compte des fractions granulométriques de la distribution.

1.2 Les effets visuels du brouillard

Dans le paragraphe précédent, nous avons défini quelle était la structure physique du brouillard et le phénomène qui en résultait, à savoir la diffusion de la lumière visible. Dans ce paragraphe, nous proposons de présenter les différents effets de cette diffusion sur la vision.

1.2.1 L'effet de halo

Le brouillard altère le signal visuel en diffusant la lumière émise par chaque source lumineuse. Une partie de cette énergie est diffusée dans la direction de l'œil ou de la caméra, mais depuis une direction excentrée par rapport à celle de la source ajoutant un halo autour du signal transmis, selon un effet analogue à une convolution. Ainsi, par analogie avec un filtre optique, il est possible de caractériser une tranche de brouillard par une fonction de transfert de modulation (*FTM*).

Il a été montré [Dumont, 2002] que la *FTM* varie non seulement avec la densité optique (produit de la distance d par le coefficient d'extinction k), mais également avec la distribution granulométrique du brouillard : plus les gouttelettes sont grosses, plus le halo est intense. Toutefois, cet effet reste secondaire par rapport à la luminance transmise.

Il a également été établi [Dumont, 2002] que la *FTM*, notée M , d'une tranche de brouillard d'épaisseur d et de coefficient d'extinction k quelconques pouvait être déduite de la *FTM*, notée F , d'une tranche de densité optique unitaire du même brouillard, appelée opérateur fréquentiel de contraste (*OFC*), en utilisant la relation suivante dans le domaine de Fourier :

$$M = F^{kd} \quad (1.3)$$

L'effet de halo est illustré dans le cas d'une scène routière par la figure 1.1a.

1.2.2 L'effet d'extinction

De jour, le ciel est la principale source d'énergie lumineuse. Il génère un éclairage relativement uniforme en tout point de l'environnement, variable en fonction de l'heure, de l'endroit et des conditions météorologiques. Une partie de l'énergie lumineuse reçue du ciel est réfléchi vers l'observateur, ce qui résulte en une luminance intrinsèque L_0 des objets présents dans la scène.



FIG. 1.1 – Illustration des effets du brouillard sur la vision : (a) effet de halo, (b) effet de voile atmosphérique, (c) effet de voile rétro-diffusé.

De nuit, seul l'éclairage artificiel contribue à la luminance intrinsèque de ces objets. Chaque source lumineuse apporte une part de la luminance intrinsèque. En présence de brouillard, le phénomène de diffusion atténue cette contribution d'un facteur égal à la transmissivité e^{-kd_s} , où d_s est la distance qui sépare la source de l'élément de surface considéré, et k est le coefficient d'extinction du brouillard.

La luminance intrinsèque d'un objet est due à la fois à l'éclairage naturel et artificiel. Une partie de cette énergie est diffusée par le brouillard sur le trajet de longueur d qui sépare l'objet de l'observateur. Il s'en suit une atténuation de la luminance d'un facteur égal à la transmissivité e^{-kd} .

1.2.3 Les effets de voile

Le voile atmosphérique

De jour, les gouttelettes en suspension dans l'air entre l'observateur et les éléments de l'environnement routier contribuent également à la luminance apparente en diffusant vers l'œil une partie de l'énergie lumineuse reçue du ciel et des autres gouttelettes. La luminance de voile atmosphérique L_a qui en résulte augmente avec la distance d , jusqu'à se confondre avec la luminance L_f du brouillard à l'horizon. Ce phénomène est illustré visuellement par la figure 1.1b.

$$L_a = (1 - e^{-kd})L_f \quad (1.4)$$

Le voile rétro-diffusé

Le flux lumineux émis par un véhicule aux phares allumés interagit avec les gouttelettes de brouillard devant les projecteurs, et une partie est rétro-diffusée vers le conducteur. La luminance de ce voile rétro-diffusé L_r reste faible par rapport à la luminance de voile atmosphérique de jour, mais elle doit être prise en compte en conditions de conduite de nuit. Cet effet est illustré par la figure 1.1c.

1.3 Modélisation des effets visuels du brouillard

Nous venons de présenter et de définir précisément les différents effets majeurs provoqués par le brouillard sur le signal visuel : effets de halo, d'extinction et de voile. Dans ce paragraphe,

nous présentons deux modèles synthétiques, issus de la littérature, permettant de les prendre en compte.

1.3.1 La loi de Koschmieder

C'est en 1924 que Koschmieder [?] propose sa théorie sur la distance de visibilité des objets observés sur fond de ciel à l'horizon. Constatant qu'un objet lointain finit par se confondre avec le ciel, il établit une relation simple reliant la distance d'observation d d'un objet noir et sa luminance apparente L :

$$L = L_0 e^{-kd} + L_f (1 - e^{-kd}) \quad (1.5)$$

Cette loi est élégante. Malheureusement, elle est réservée à l'observation diurne d'objets non lumineux.

1.3.2 Le modèle étendu

Éric Dumont [Dumont, 2002] a proposé un modèle étendu des effets du brouillard qui reprend les trois effets décrits au paragraphe 1.2, à savoir halo, atténuation et voile. Les données du modèle sont le coefficient d'extinction k du brouillard et l'opérateur fréquentiel de contraste *OFC*. L'expression de la luminance apparente est alors la suivante :

$$L = L_1 + L_2 + (1 - e^{-kd})L_f + L_r \quad (1.6)$$

L_1 modélise l'effet de halo caractérisé par la donnée de l'*OFC* appliqué aux trajets lumineux directs, et s'exprime sous la forme :

$$L_1 = L_i * \mathfrak{F}^{-1}\{F^{kd}\} \quad (1.7)$$

où L_i désigne la luminance intrinsèque de la source lumineuse et \mathfrak{F} symbolise la transformée de Fourier.

L_2 résulte de l'atténuation de la luminance L_0 issue de l'éclairage naturel et des luminances L_s issues des sources lumineuses artificielles s , et s'exprime sous la forme :

$$L_2 = e^{-kd} \left(L_0 + \sum_s e^{-kds} L_s \right) \quad (1.8)$$

Ce modèle permet de modéliser les effets du brouillard quelles que soient la scène ou les conditions d'illumination rencontrées. L'inconvénient d'une telle genericité est la complexité et la difficulté à renseigner certains paramètres dans le cadre d'une simulation photométrique ou à extraire ces informations de la scène dans le cadre d'une analyse d'images.

1.4 Visibilité et distances de visibilité « atmosphériques »

La perte de visibilité due aux conditions météorologiques dégradées nous a conduit à proposer la notion de « visibilité atmosphérique ». En particulier dans le brouillard, nous avons montré que la perte de visibilité est due aux gouttelettes constituant le brouillard qui perturbent la propagation de la lumière en la soumettant à de multiples diffusions. Deux modélisations de ce phénomène viennent d'être proposées.

Nous avons choisi le terme de « visibilité atmosphérique » pour désigner de manière générique l'ensemble des perturbations dues aux conditions atmosphériques dégradées. En revanche, il existe dans la littérature différentes définitions précises de la visibilité et de la distance de visibilité permettant de qualifier l'atmosphère à travers laquelle est faite une observation visuelle, mais qui sont souvent restreintes. Ce paragraphe permet de lister certaines d'entre elles et de les relier avec les lois ou modèles physiques vus précédemment. Cela permet d'aboutir à une définition précise de la distance de visibilité en conditions météorologiques dégradées.

1.4.1 Définitions de la visibilité

Dans le domaine de l'aéronautique, la visibilité est la distance déterminée par les conditions atmosphériques et exprimée en unités de longueur, à laquelle on peut voir et identifier, de jour, des objets remarquables non éclairés et, de nuit, des objets remarquables éclairés. Dans le domaine maritime, on retrouve à peu près la même définition, à savoir la propriété de l'atmosphère qui fixe l'aptitude d'un observateur à voir et à identifier, de jour des objets remarquables, et de nuit des feux ou des objets lumineux.

Par ailleurs, on définit couramment la notion de visibilité « météorologique » comme la plus grande distance à laquelle un objet noir de dimensions convenables peut être reconnu de jour sur le ciel à l'horizon. Cette définition n'est pas assez précise pour être applicable directement. Ainsi, dans le vocabulaire international de l'éclairage [CIE, 1987], d'autres distances de visibilité sont proposées et permettent de se ramener à la notion de visibilité « météorologique ».

1.4.2 Les différentes distances de visibilité

En pratique, la distance de visibilité est définie comme la plus grande distance à laquelle il est possible de voir et d'identifier à l'œil nu un objet étendu sur le ciel à l'horizon de jour, et une source lumineuse diffuse d'intensité modérée de nuit.

La distinction des conditions diurnes et nocturnes conduit à l'utilisation de deux distances de visibilité. Dans le vocabulaire international de l'éclairage [CIE, 1987], la « portée visuelle » est utilisée de jour, et la « portée lumineuse » est utilisée de nuit. Une troisième distance de visibilité est également introduite, la « portée optique météorologique » qui permet de faire le lien entre les deux définitions précédentes et qui a été choisie dans la terminologie de la météorologie routière [AFNOR, 1998].

La portée visuelle

La portée visuelle est la distance à laquelle un objet donné peut être reconnu dans des conditions déterminées, avec les seules limitations de la transmissivité atmosphérique et du seuil de contraste [CIE, 1987]. Elle est utilisée comme distance de visibilité de jour, car elle correspond à l'atténuation du contraste C entre l'objet, de luminance L , et le fond sur lequel il se détache, de luminance L_f :

$$C = \frac{L - L_f}{L_f} \quad (1.9)$$

On peut la mettre en relation avec la loi de Koschmieder, qui relie le contraste apparent C d'un objet observé sur fond de ciel à l'horizon, à une distance d'observation d , au contraste C_0

de cet objet lorsqu'il est observé à courte distance et au coefficient d'extinction atmosphérique k que l'on suppose uniforme :

$$C = C_0 e^{-kd} \quad (1.10)$$

La portée lumineuse

La portée lumineuse est la plus grande distance à laquelle un feu donné peut être reconnu dans des conditions d'observation déterminées, avec les seules limitations de la transmissivité atmosphérique et du seuil d'éclairement sur l'œil de l'observateur [CIE, 1987]. Elle est utilisée comme distance de visibilité de nuit, car elle correspond à l'atténuation atmosphérique du flux lumineux.

On peut la mettre en relation avec la loi d'Allard, qui donne l'éclairement lumineux E produit sur une surface par une source lumineuse en fonction de l'intensité lumineuse I de la source dans la direction de la surface, de la distance d entre la surface et la source et du coefficient d'extinction k que l'on suppose uniforme. La surface est normale à la direction de la source et celle-ci est suffisamment éloignée pour qu'on puisse la considérer comme une source ponctuelle :

$$E = \frac{I}{d^2} e^{-kd} \quad (1.11)$$

La portée optique météorologique

La portée optique météorologique V est la longueur d'un trajet dans l'atmosphère sur lequel le flux lumineux d'un faisceau quasi parallèle de rayonnement, émanant d'une source de lumière de température de couleur 2700 K, est réduit de 95 % [CIE, 1987].

La valeur de l'atténuation a été choisie de telle sorte que, pour un objet noir ($C_0 = 1$), ce terme conduise à une mesure approximative de la visibilité météorologique pour un seuil de contraste C_s fixé arbitrairement à 5 %.

La portée optique météorologique est reliée au coefficient d'extinction atmosphérique k par la formule suivante :

$$e^{-kV} = C_s \quad (1.12)$$

qui s'écrit plus couramment, pour un seuil de contraste de 5 % :

$$V = -\frac{1}{k} \ln(0,05) \simeq \frac{3}{k} \quad (1.13)$$

En réalité, le contraste seuil est fonction de la luminance du fond (ou luminance d'adaptation dans le cas de fonds complexes), de la dimension de l'objet (acuité visuelle) et de son temps d'observation. Il faut également tenir compte de la présence éventuelle de sources éblouissantes et du taux de probabilité de détection souhaité [Adrian, 1989].

Par la suite et compte tenu du seuil de contraste choisi, nous confondons distance de visibilité météorologique et portée optique météorologique et adaptons la notation commune V_{met} pour désigner cette distance. De même, nous utilisons dans la suite du mémoire de thèse, le terme de visibilité météorologique, désormais défini précisément, en lieu et place du terme de « visibilité atmosphérique », utilisé par défaut dans le début du mémoire.

1.5 Mesure de la visibilité par des capteurs optiques

Nous venons de donner une définition précise à la notion de distance de visibilité météorologique et l'avons reliée au coefficient d'extinction k du brouillard. Pour pouvoir mesurer celle-ci, on peut alors imaginer d'employer différents capteurs optiques plus ou moins dédiés. Les visibilimètres routiers sont spécifiques au brouillard. Le laser, le radar ou la caméra sont des capteurs plus génériques, mais que l'on peut envisager d'utiliser pour cette application.

Dans ce paragraphe, nous décrivons les avantages et inconvénients des différents capteurs possibles. En particulier, nous détaillons deux méthodes existantes de mesure embarquée utilisant des techniques d'analyse d'images.

1.5.1 Les visibilimètres routiers

Sous ce vocable, on désigne principalement deux types d'instruments qui permettent de détecter le brouillard en mesurant le coefficient d'extinction k : les transmissiomètres et les diffusiomètres.

Les transmissiomètres

Leur principe de base consiste à mesurer la transmissivité moyenne de l'atmosphère le long d'un parcours déterminé (cf. figure 1.2). Ils sont composés :

- d'un projecteur constitué d'une source émettant un flux lumineux Φ_0 dans le domaine visible,
- d'un ensemble récepteur situé à une distance invariante d mesurant le flux lumineux Φ reçu.

D'après la loi de Beer-Lambert présentée à l'équation (1.1), le coefficient d'extinction du brouillard, à partir duquel est calculée la distance de visibilité, est donné par :

$$k = \frac{1}{d} \ln \left(\frac{\Phi}{\Phi_0} \right) \quad (1.14)$$

Les transmissiomètres sont fiables. Leur sensibilité est liée à la longueur de la base de mesure d . Celle-ci, de plusieurs mètres voire dizaines de mètres, leur procure une bonne représentativité compte tenu des hétérogénéités fréquemment rencontrées dans le brouillard. Malheureusement, ils sont coûteux et l'alignement des blocs optiques est souvent délicat. En outre, compte tenu de la longueur de la base de mesure, ils ne peuvent pas être embarqués à bord d'un véhicule.

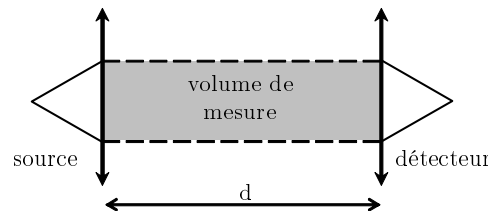


FIG. 1.2 – Le principe d'un transmissiomètre est de mesurer la transmissivité moyenne de l'atmosphère le long d'un parcours déterminé.

Les diffusiomètres

Ces dispositifs ont été développés pour des applications routières, c'est-à-dire essentiellement pour la mesure dans les brouillards denses. Ils permettent de mesurer la lumière diffusée dans un angle solide suffisamment grand et bien défini. Pour effectuer cette mesure, un faisceau lumineux est concentré sur un petit volume d'air (cf. figure 1.3). La proportion de lumière diffusée vers le récepteur est :

$$I = AI_0 V f(\theta) e^{-kd} \quad (1.15)$$

Avec :

- I : intensité diffusée vers le récepteur
- A : constante dépendant de la puissance et de l'optique de la source
- I_0 : intensité de la source
- V : volume diffusant
- $f(\theta)$: valeur de la fonction de diffusion dans la direction θ
- k : coefficient d'extinction
- d : longueur du trajet optique entre émetteur et récepteur.

Généralement, le trajet optique d est petit et le facteur de transmission e^{-kd} est assimilé à 1. Comme $f(\theta)$ est proportionnel à k , l'équation (1.15) peut s'écrire :

$$I = A' I_0 k \text{ donc } k = \frac{1}{A'} \frac{I}{I_0} \quad (1.16)$$

où A' désigne une constante, fonction des caractéristiques du matériel.

A son crédit, nous pouvons dire qu'un diffusiomètre est moins cher qu'un transmissiomètre et qu'il n'impose pas d'aligner les blocs optiques (source et détecteur). En revanche, la faible dimension du volume diffusant rend la mesure très sensible aux hétérogénéités du brouillard. De plus, si l'erreur relative commise sur la mesure de distance de visibilité est acceptable pour des visibilités supérieures à 50 m (elle est en ce cas inférieure à 10 %), elle est très importante pour les très faibles visibilités (82 % à 10 m). Cette erreur relative reste cependant acceptable pour l'usage routier, puisque l'erreur absolue est dans tous les cas de l'ordre de quelques mètres.

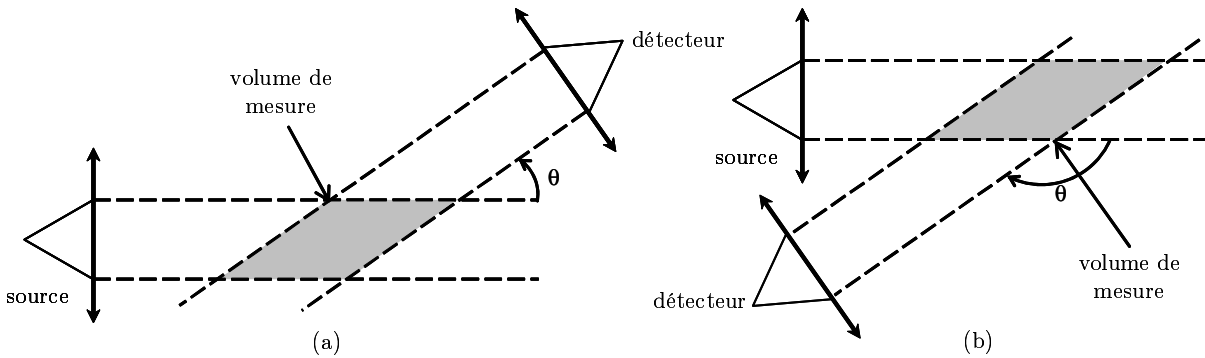


FIG. 1.3 – Le principe (a) d'un diffusiomètre ou (b) d'un rétrodiffusiomètre est de mesurer la lumière diffusée dans un angle solide bien défini.

En revanche, cette sensibilité aux hétérogénéités empêche de concevoir un diffusiomètre embarqué. D'une part, la mesure ne sera représentative que de l'endroit précis où se trouve le

véhicule et aucunement de l'environnement du véhicule. D'autre part, les turbulences qui sont créées par le déplacement du véhicule ne feront que renforcer les hétérogénéités de la masse d'air prise en compte par le diffusiomètre pour la mesure.

1.5.2 Le laser

Dans la littérature, on peut trouver quelques tentatives d'utilisation d'un laser en présence de brouillard. On peut classer les applications en deux catégories. Une première application consiste à détecter des objets situés à une distance supérieure à la distance de visibilité météorologique en émettant un faisceau laser dont la puissance est supérieure à l'atténuation atmosphérique. C'est le cas de Renault dans le cadre du projet Prometheus² ou encore de Pirroda [Pirroda, 1997].

Une autre application consiste à estimer la densité du brouillard. Boehlau [Boehlau, 2001] décrit un ensemble de capteurs optiques utiles pour l'AFS (Adaptative Front Lighting System). Pour adapter le réglage d'un feu anti-brouillard, il utilise un laser qui détecte le signal rétrodiffusé par l'atmosphère. Richter [Richter *et al.*, 2001] décrit un capteur intégré pour l'AFS composé, entre autres, d'un laser pour estimer les conditions de visibilité atmosphériques. Dans les deux articles, les courbes de signal rétrodiffusé sont similaires (figure 1.4). Dans le cadre du projet FOG³, une étude a été menée pour savoir si le laser peut effectivement servir de capteur de visibilité météorologique embarqué. Il en ressort que le laser permet d'avoir une répartition de l'homogénéité spatiale du brouillard, alors qu'un transmissiomètre ou un diffusiomètre donnent une valeur globale. Par contre pour le laser, il faut adapter la puissance et le gain en fonction de la longueur que l'on souhaite explorer et de la densité du brouillard. L'étude faite dans le projet FOG a eu l'intérêt de montrer les performances et les limites du système testé.

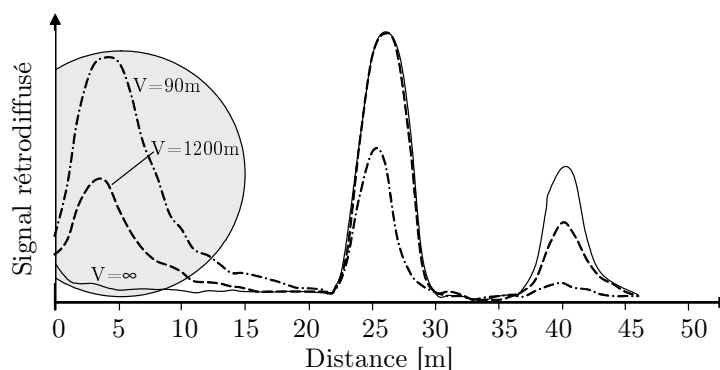


FIG. 1.4 – Signal rétrodiffusé par un laser en présence de brouillard artificiel. Le diagramme montre également la détection de deux cibles fixes.

1.5.3 Le radar

En observant l'atténuation atmosphérique donnée sur les courbes [Bhartia et Bahl, 1984] de la figure 1.5, on constate que les radars automobiles fonctionnant à 77 GHz ou 24 GHz sont peu perturbés par la présence de brouillard. En outre, les radars à 24 GHz sont également peu perturbés par la pluie. De ce fait, ils ne constituent pas un outil adéquat pour la détection des conditions de visibilité, car le phénomène est quasi-transparent pour eux.

²Projet Européen dans le cadre de l'initiative Eureka (1987-1995)

³Projet financé par la Commission Européenne "Improvement of transport safety by control of fog production in a chamber" contrat G6RD-CT-2000-00211 (2000-2003)

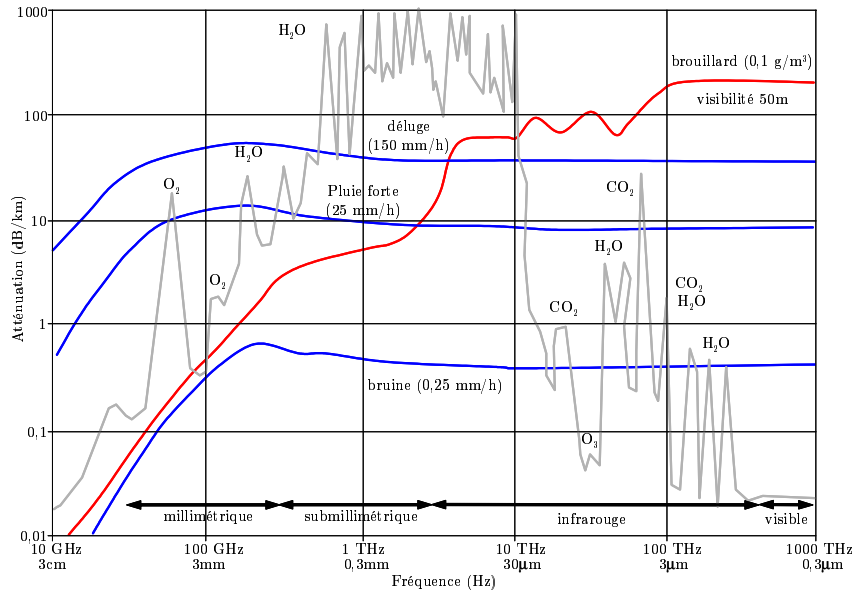


FIG. 1.5 – Courbes caractéristiques de l'atténuation et de l'absorption atmosphériques.

1.5.4 La caméra

L'utilisation d'une caméra n'impose pas d'aligner précisément des blocs optiques, comme dans le cas d'un transmissiomètre, tout en donnant une image représentative de son environnement, ce qui n'est pas le cas d'un diffusiomètre. Elle ne nécessite pas non plus de modifier le réglage de la caméra en fonction de la densité du brouillard. Enfin, dans le cas d'une caméra classique, le spectre pris en compte est essentiellement celui de la lumière visible. L'image issue d'une caméra est donc perturbée par la présence de brouillard.

La plupart des approches utilisent une caméra fixe sur l'infrastructure, ce qui simplifie la tâche puisqu'on dispose alors toujours d'une image de référence. Certaines méthodes cherchent à restaurer le contraste tandis que d'autres recherchent plutôt un seuil de contraste dans l'image. Le contraste dans l'image étant dégradé par les conditions atmosphériques, certains proposent des méthodes pour le restaurer. Ils utilisent, entre autres, la loi de Koschmieder pour modéliser la dégradation des contrastes en fonction de la distance. Ce sujet est abordé spécifiquement dans le paragraphe 2.4.

Kwon [Kwon, 2004] mesure la « visibilité relative » en exprimant la visibilité comme un pourcentage de points visible sur l'image courante par rapport à une image de référence. Ses travaux ne trouvent donc pas d'intérêt immédiat pour une approche embarquée. Bush [Bush et Debes, 1998] a recours à une caméra fixe placée au-dessus de la route pour mesurer la distance de visibilité. Pour cela, il calcule les contours dans l'image à l'aide d'une transformée en ondelettes et mesure la distance au point de contour le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %. Cependant, il utilise un masque a priori de l'emplacement de la route et fait l'hypothèse d'une route plane. Sa mesure de visibilité est donc faussée par la présence de véhicules sur la route.

Beaucoup plus rares sont en revanche les systèmes exploitant une caméra embarquée. Deux systèmes ont été publiés et sont décrits dans ce qui suit. Toutefois, il semble que les militaires et les équipementiers automobiles travaillent également sur ce sujet. Malheureusement, rien n'est publié.

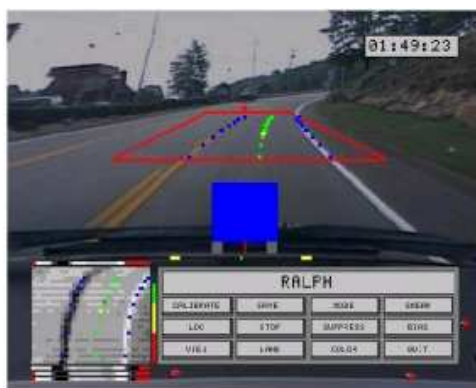
L'approche de Carnegie Mellon University (CMU)

FIG. 1.6 – Image du système RALPH développé par CMU. Son principe repose sur la détection d'une zone d'intérêt trapézoïdale devant le véhicule.

Pomerleau [Pomerleau, 1997] estime la visibilité en mesurant l'atténuation du contraste des marquages routiers à différentes distances devant un véhicule. Pour cela, il a recours au système RALPH de Carnegie Mellon University. Celui-ci utilise l'inversion perspective d'une région trapézoïdale (cf. figure 1.6) de l'image pour la détection des lignes parallèles. Dans l'image inversée, une simple transformation linéaire (cisaillement) permet alors de mesurer la courbure de la route en choisissant la transformation alignant les marquages.

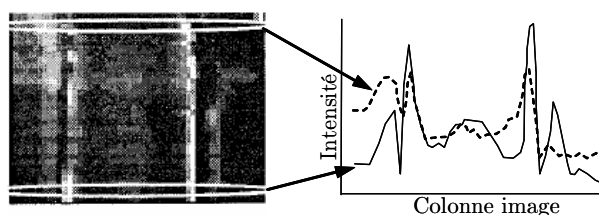


FIG. 1.7 – Principe de mesure de la visibilité de CMU.

Une fois les marquages alignés (cf. figure 1.7), il mesure l'intensité médiane de la route et des marquages et mesure le contraste pic-vallée à deux hauteurs différentes dans l'image. Il en déduit une atténuation du contraste entre le bas et le haut de l'image. Connaissant la profondeur dans la scène des lignes considérées, il obtient un coefficient d'atténuation du contraste par mètre, qu'il normalise par rapport à une situation par beau temps. Ce coefficient normalisé constitue un indice relatif de visibilité.

Cette approche n'a pas réellement d'inconvénients mis à part le fait qu'elle estime une visibilité relative et qu'elle a besoin de la présence et de la détection de marquages routiers pour fonctionner. De ce fait, elle est également sensible à la qualité des marquages, de même qu'à l'homogénéité du revêtement routier entre le haut et le bas de l'image.

L'approche de NEXYAD S.A.

Les travaux sur le système visuel humain ont permis d'étudier sa sensibilité au contraste en fonction de différentes fréquences spatiales [Committee on Vision, 1985]. Une méthode consiste

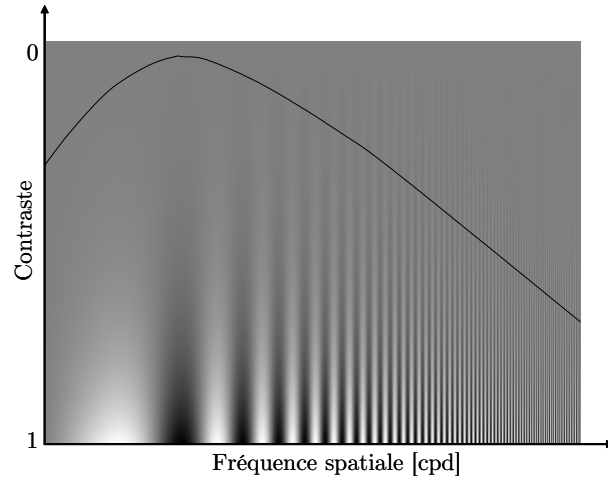


FIG. 1.8 – Fonction de sensibilité au contraste (*CSF*) du système visuel humain.

à présenter à des sujets des mires périodiques de différentes fréquences spatiales et de contraste variable puis de noter la plus petite valeur de contraste permettant de détecter le réseau. L'inverse de cette valeur représente la sensibilité au contraste et l'ensemble des points constitue la Fonction de Sensibilité au Contraste du sujet examiné (*FSC* ou *CSF* en anglais). Un exemple de *CSF* est représenté sur la figure 1.8.

L'approche de NEXYAD S.A. [Yahiaoui et Da Silva Dias, 2003] consiste à comparer la distribution des fréquences spatiales contenues dans l'image de la scène routière (*MTF*) avec l'inverse de la *CSF* proposée par Mannos [Mannos et Sakrison, 1974] et notée *CTF* (Fonction de Seuil de Contraste). Ce principe est illustré sur la figure 1.9. L'intersection des deux courbes donne la fréquence spatiale maximale disponible dans l'image. Par la suite, en se fixant une taille d'objet à détecter (piéton de deux mètres par exemple), la méthode permet par hypothèse « monde plan » d'estimer la distance à laquelle un tel objet serait détectable au sens de Johnson [Johnson, 1958]. L'aire située entre les deux courbes permet également d'évaluer la qualité de l'image. En cas de présence de brouillard et en supposant que la route est plane, cette mesure peut donc être assimilée à une distance de « visibilité atmosphérique » établie pour l'œil humain.

Malheureusement, la présence d'un objet vertical proche du véhicule équipé induit la présence

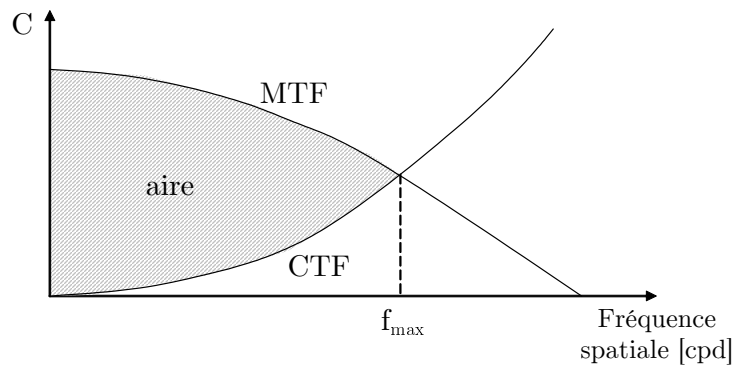


FIG. 1.9 – Principe de la mesure de visibilité proposée par NEXYAD S.A.

de fréquences spatiales élevées dans l'image et par là-même l'obtention d'une distance de visibilité nécessairement surévaluée. Sans information supplémentaire sur la profondeur des objets perçus, la méthode est cantonnée à l'estimation de l'état de surface des organes de transmission (pare-brise par exemple). En outre, si la résolution angulaire des caméras utilisée est inférieure à la fréquence spatiale maximale de sensibilité de l'œil humain, la distance de visibilité estimée est toujours faible quelle que soit la scène rencontrée.

1.6 Conclusion du chapitre

Ce chapitre nous a tout d'abord permis de comprendre la raison pour laquelle les conditions atmosphériques dégradées, tout particulièrement le brouillard, constituaient une source de perte de visibilité. Pour cela, les mécanismes de formation du brouillard ont été détaillés, ainsi que sa structure physique. Cela a permis de comprendre le chemin complexe que doit parcourir la lumière visible à travers les nombreuses gouttelettes d'eau constituant le brouillard. Ce processus constitue le phénomène de diffusion de la lumière.

Nous avons ensuite détaillé les différentes conséquences sur la vision routière de ce phénomène : effets de halo atmosphérique, de voile atmosphérique, d'extinction, de voile rétro-diffusé. Le modèle de Koschmieder, remarquable par sa simplicité, ou le modèle étendu d'Éric Dumont, remarquable par sa généricité, ont permis de modéliser les effets du brouillard sur le signal visuel en prenant en compte ces différents effets.

De la loi de Koschmieder découle une définition précise de la notion courante de distance de visibilité météorologique, que nous avons située dans le vocabulaire international de l'éclairage et assimilée à celle de la portée optique météorologique. Cela nous a également conduit à remplacer le terme générique de distance de « visibilité atmosphérique » par celui de visibilité météorologique, mieux défini.

Enfin, le tour d'horizon des différents capteurs et méthodes optiques pour l'estimation de la visibilité météorologique, nous montre que très peu de tentatives de mesure embarquée ont été réalisées. Compte tenu de leur encombrement, les transmissiomètres ne peuvent être embarqués à bord d'un véhicule. Les diffusiomètres sont trop sensibles aux hétérogénéités du brouillard et ne peuvent donc pas non plus être embarqués. L'utilisation d'un laser est envisageable mais semble tout de même limitée, compte tenu des réglages nécessaires pour détecter correctement la densité du brouillard. Le radar est peu perturbé par les conditions météorologiques et ne peut donc servir de détecteur de ces dites conditions.

La caméra semble adaptée à nos objectifs. En revanche, peu de méthodes ont été publiées. Seules deux méthodes ont été portées à notre connaissance. En outre, elles semblent insuffisantes : celle développée par CMU et celle développée par NEXYAD S.A. La première nécessite la présence et la détection de marquages routiers pour fonctionner. La deuxième est invalidée par la présence d'objets verticaux comportant des fréquences spatiales élevées proches du véhicule équipé.

Au bilan, ce chapitre nous a permis de présenter les différentes lois et outils que nous étions susceptibles d'utiliser pour construire des méthodes adaptées à notre objectif. Cela nous a amené à aborder de multiples champs disciplinaires de manière parfois très synthétique. Parmi la foison d'informations délivrées, seuls quelques points précis sont exploités dans la suite du mémoire. Ceux-ci sont listés ci-dessous :

- Le brouillard, qui se caractérise principalement par un coefficient d'extinction k , a trois effets majeurs : voile, extinction et halo.
- La loi de Koschmieder, qui fait intervenir le coefficient d'extinction k , est adaptée pour décrire la luminance apparente des objets plongés dans le brouillard diurne,
- La distance de visibilité météorologique, qui est la distance au-delà de laquelle un objet noir de dimensions suffisantes est perçu de jour avec un contraste inférieur à 5 % sur fond de ciel, s'exprime directement par $\frac{3}{k}$,
- La caméra semble l'outil le plus adapté pour effectuer une mesure embarquée de la distance de visibilité météorologique, et deux approches utilisant une caméra embarquée existent dans la littérature mais sont insuffisantes.

Dans le chapitre suivant, nous présentons une technique qui détecte le brouillard diurne et estime la distance de visibilité météorologique en s'appuyant sur une propriété mathématique de la loi de Koschmieder.

Exploitation de l'effet de voile atmosphérique

LES DIFFÉRENTS EFFETS DU BROUILLARD SUR LA VISION ont été présentés et modélisés dans le premier chapitre. Trois effets majeurs ont été décrits. Les effets de halo atmosphérique et de voile rétro-diffusé sont plus significatifs la nuit que le jour. L'effet de voile atmosphérique, quant à lui, est spécifique au brouillard diurne. Ce dernier est bien modélisé par la loi de Koschmieder, qui permet d'exprimer la luminance apparente d'un objet en fonction de sa luminance intrinsèque, de sa distance d'observation, de la densité du brouillard et de la luminance du ciel à l'horizon.

En exploitant une propriété mathématique de la loi de Koschmieder, il est possible, à l'aide d'une seule caméra, d'instancier ce modèle et d'estimer le coefficient d'extinction du brouillard. La distance de visibilité météorologique est alors directement déduite. Nous proposons, dans ce chapitre, de présenter cette méthode. Voici comment ce dernier est organisé.

Tout d'abord, nous présentons notre capteur mono-caméra et l'hypothèse « monde plan » qui lui est étroitement associée, étudions sa portée et sa résolution, et abordons le problème de son calibrage. Puis, à l'aide de l'hypothèse « monde plan », nous étudions d'un point de vue théorique une propriété intéressante de la loi de Koschmieder. Dans un troisième temps, nous montrons comment exploiter en pratique cette dernière. Pour cela, un algorithme d'analyse d'images en trois phases est décrit. Un indice de confiance sur la mesure est construit. Puis une analyse de sensibilité de la méthode conclut le paragraphe.

Nous montrons ensuite les points forts et les limites de notre méthode. Pour en combler certaines, nous montrons que nous pouvons nous ramener facilement à l'approche de Pomerleau [Pomerleau, 1997] et rendre les deux approches complémentaires. Ainsi, nous développons une méthode permettant d'estimer la distance de visibilité météorologique dans de nombreuses situations.

Finalement, la visibilité météorologique étant correctement estimée, nous présentons une application directe de notre méthode à la restauration du contraste appliquée à des images de brouillard diurne.

2.1 Modélisation du capteur mono-caméra dans son environnement

Dans ce chapitre, la méthode développée repose sur l'utilisation d'une seule caméra embarquée à bord du véhicule. Dans ce paragraphe, nous présentons la caméra utilisée dans les véhicules expérimentaux du LIVIC. Une modélisation, communément appelée hypothèse « monde plan », en vue d'estimer la profondeur des objets dans les images est décrite. Nous étudions ensuite les performances d'un tel capteur, notamment en terme de résolution. Finalement, le problème du calibrage du capteur est rapidement abordé.

2.1.1 Présentation du capteur utilisé



FIG. 2.1 – Disposition de la caméra dans le véhicule.

Dans ce chapitre, notre capteur est une simple caméra noir et blanc installée derrière le pare-brise du véhicule comme sur la figure 2.1. La figure 2.2 présente la modélisation du capteur dans l'environnement du véhicule. Dans le repère de l'image, la position d'un pixel est donnée par ses coordonnées (u, v) . Les coordonnées de la projection du centre optique dans l'image sont désignées par (u_0, v_0) . θ est l'angle entre l'axe optique de la caméra et l'horizontale. v_h désigne la position verticale de la ligne d'horizon. Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa longueur focale f , la taille horizontale t_{pu} et verticale t_{pv} d'un pixel. Nous utilisons aussi $\alpha_u = \frac{f}{t_{pu}}$ et $\alpha_v = \frac{f}{t_{pv}}$. De manière usuelle, nous considérons $\alpha_u \approx \alpha_v = \alpha$.

2.1.2 Modèle de calcul de la profondeur d'un point vu dans l'image

Étant donné que nous n'utilisons qu'une seule caméra, nous ne pouvons avoir accès à l'information de profondeur. Nous contournons le problème en faisant l'hypothèse d'une route plane. Ceci nous permet d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Dans la suite du paragraphe, nous allons présenter ce modèle de calcul de distance.

En utilisant le modèle sténopé pour la caméra, la projection sur le plan image d'un point de coordonnées tridimensionnelles (x, y, z) dans le repère de la caméra s'exprime par :

$$\begin{cases} u = u_0 + \alpha \frac{x}{z} \\ v = v_0 + \alpha \frac{y}{z} \end{cases} \quad (2.1)$$

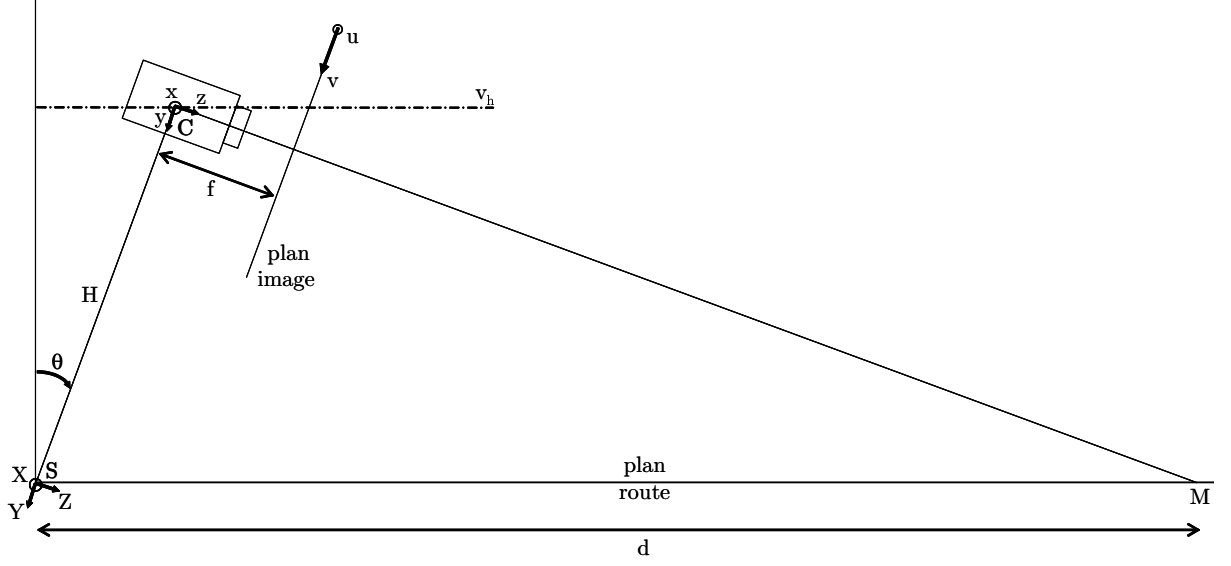


FIG. 2.2 – Modélisation de la caméra dans son environnement. Elle est située à la pseudo-hauteur H dans le repère (S, X, Y, Z) lié à la scène. Ses paramètres intrinsèques sont sa longueur focale f et la taille t d'un pixel. θ est l'angle entre l'axe optique de la caméra et l'horizontale. Dans le repère de l'image, (u, v) désigne la position d'un pixel, (u_0, v_0) l'intersection entre l'axe optique et le plan image, C le centre optique et v_h la position verticale de la ligne d'horizon.

D'après la figure 2.2, la ligne horizontale passant par le centre optique fait un angle θ avec l'axe z de la caméra. Ainsi, dans le plan image, la ligne d'horizon s'exprime par :

$$v_h = v_0 - \alpha \tan(\theta) \quad (2.2)$$

Grâce à l'équation (2.1), nous déduisons :

$$\frac{v - v_h}{\alpha} = \frac{y}{z} + \tan(\theta) \quad (2.3)$$

Si l'on se place dans le repère (S, X, Y, Z) lié à la scène, l'équation (2.3) devient :

$$\frac{v - v_h}{\alpha} = \frac{Y + H}{Z} + \tan(\theta) \quad (2.4)$$

Un point M situé sur la route à une distance d de l'origine S est paramétré comme suit :

$$M \begin{pmatrix} X \\ -d \sin(\theta) \\ d \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

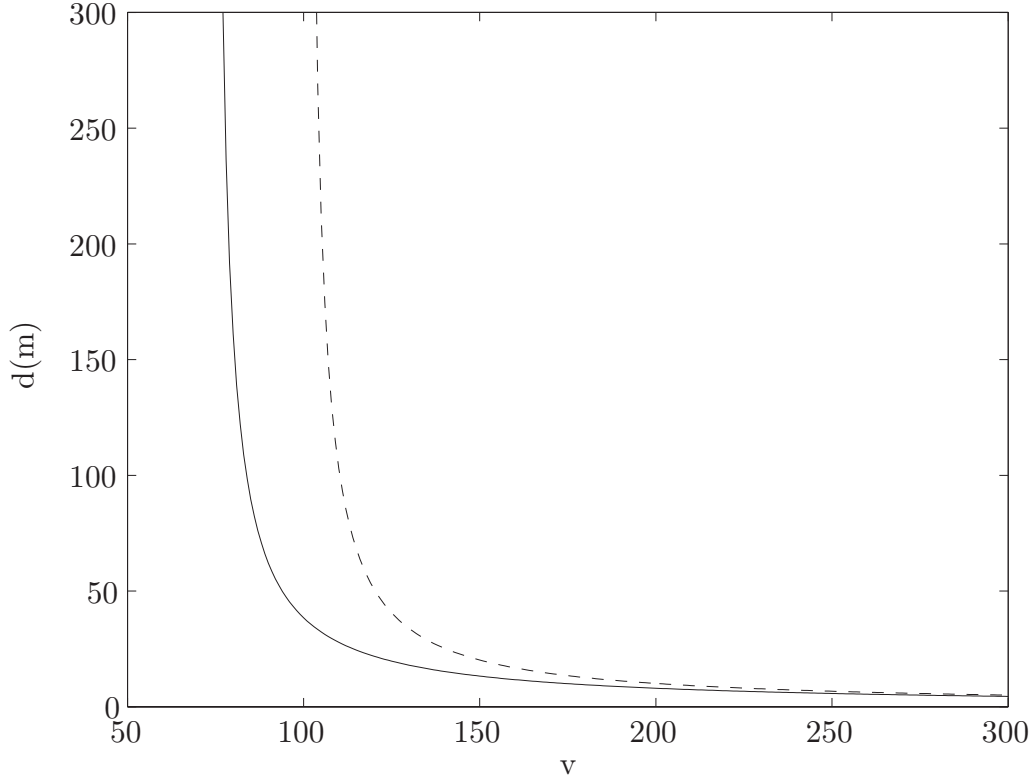


FIG. 2.3 – Illustration de la formule de calcul de profondeur d'un point dans l'image en fonction de l'angle de tangage de la caméra (—) $\theta = 8^\circ$, (---) $\theta = 5^\circ$. Les paramètres communs utilisés sont $H = 2$ m, le rapport de la focale de la caméra sur la taille d'un pixel $\alpha = 500$, et la demi-hauteur de l'image $v_0 = 144$. Horizontalement, on a le numéro de ligne de l'image. Verticalement, on obtient la distance à la caméra en mètres.

On en déduit que :

$$\frac{v - v_h}{\alpha} = \frac{H}{d \cos(\theta)} \quad (2.6)$$

Finalement, la distance d s'exprime donc par :

$$d = \begin{cases} \frac{\lambda}{(v - v_h)} & \text{si } v > v_h \\ \infty & \text{si } v \leq v_h \end{cases} \quad \text{où } \lambda = \frac{H\alpha}{\cos(\theta)} \quad (2.7)$$

La figure 2.3 représente la distance d calculée par l'équation (2.7) en fonction du numéro de ligne de l'image et ce pour deux angles de tangage différents de la caméra. La formule étant hyperbolique, l'imprécision ou plus précisément la surface couverte par un pixel augmente avec la distance. En conséquence, l'estimation de la distance sera moins précise et stable pour de grandes distances que pour des petites distances. Ceci fait l'objet du paragraphe suivant.

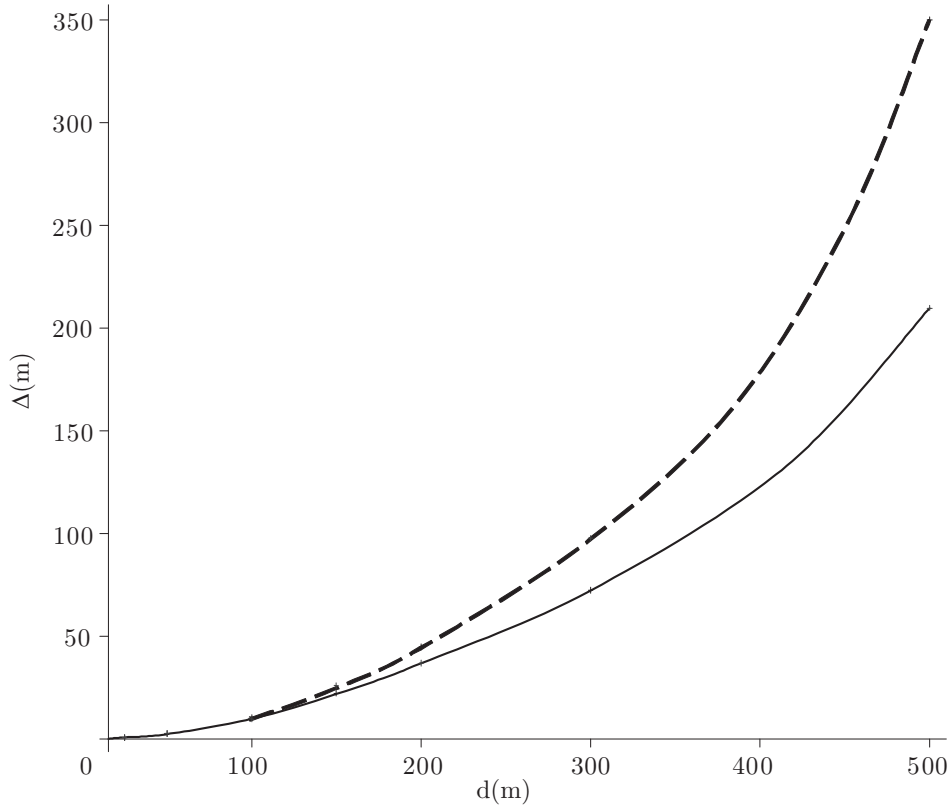


FIG. 2.4 – Représentation de la distance Δ couverte par un pixel à la distance d en fonction de l'angle de tangage de la caméra (—) $\theta = 5^\circ$, (---) $\theta = 8^\circ$. Les paramètres communs utilisés sont la hauteur de la caméra $H = 2\text{m}$, le rapport de la focale de la caméra sur la taille d'un pixel $\alpha = 500$ et la demi-hauteur de l'image $v_0 = 144$.

2.1.3 Précision du calcul de distance en fonction du tangage de la caméra

Grâce aux équations (2.2) et (2.7), nous pouvons calculer la surface couverte par un pixel à la distance d en fonction de l'angle de tangage de la caméra :

$$\Delta(\theta, d) = \frac{\lambda}{(\lfloor v_h + \frac{\lambda}{d} \rfloor - v_h)} - \frac{\lambda}{(\lceil v_h + \frac{\lambda}{d} \rceil - v_h)} \quad (2.8)$$

Dans cette formule, $\lfloor x \rfloor$ désigne la partie entière de x et $\lceil x \rceil$, l'entier supérieur ou égal à x . De manière usuelle, l'angle de tangage de la caméra est de 8° , ce qui permet un bon compromis de contraste entre la route et le ciel. En augmentant cette valeur, on fait remonter la ligne d'horizon dans l'image, ce qui nous permet de faire diminuer la surface couverte par un pixel et de gagner en précision pour les grandes distances, ce qui est intéressant dans le cas de notre application.

À la vue de la figure 2.4, nous pouvons considérer que l'angle de tangage n'a d'influence que pour des mesures de distance supérieures à 250 m.

2.1.4 Calibrage du capteur

Les paramètres intrinsèques de la caméra ayant été établis une fois pour toutes par des méthodes classiques, nous n'aborderons pas ce problème ici. Le principal problème restant à résoudre est l'obtention des paramètres extrinsèques du capteur. Nous proposons une solution simple qui nécessite uniquement une image et le calcul d'un paramètre.

En utilisant le modèle mono-caméra présenté précédemment, une simple estimation du paramètre λ permet de calibrer le capteur. Pour effectuer cela, la connaissance de la distance réelle entre deux points et de leurs coordonnées v_1 et v_2 dans l'image est suffisant (cf. figure 2.5). En effet, en utilisant la formule 2.7, nous établissons l'équation suivante :

$$\lambda = \frac{d_1 - d_2}{\left(\frac{1}{v_1 - v_h} - \frac{1}{v_2 - v_h} \right)} \quad (2.9)$$

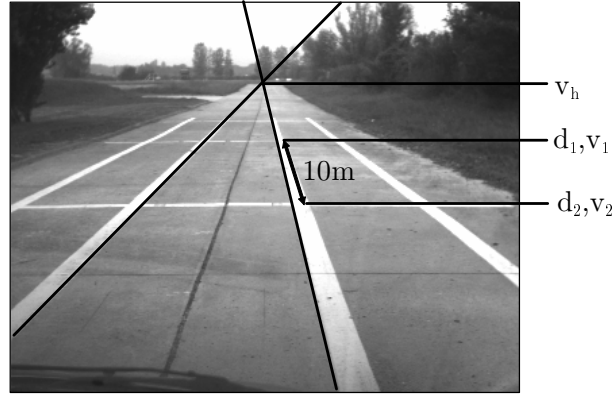


FIG. 2.5 – Exemple d'image utilisée pour le calibrage des paramètres extrinsèques de la caméra et capturée sur le site de calibrage des pistes de Versailles Satory. v_1 et v_2 représentent les lignes correspondant à deux objets situés respectivement aux distances d_1 et d_2 . v_h correspond à la ligne d'horizon.

2.2 Estimation de la distance de visibilité météorologique

Dans ce paragraphe, nous présentons le cœur de notre méthode permettant d'estimer la distance de visibilité météorologique. Dans un premier temps, nous démontrons que, sous certaines hypothèses, la loi de Koschmieder a une propriété mathématique intéressante, ce qui en théorie nous permet d'atteindre notre objectif. Puis, nous présentons comment nous exploitons cette propriété de manière pratique à l'aide, entre autres, d'un algorithme de croissance de région. Nous finissons par définir un indice de confiance sur la mesure effectuée. Enfin, nous concluons le paragraphe par une courte analyse de sensibilité de la méthode présentée.

2.2.1 Mise en évidence d'un point d'inflexion

Dans le paragraphe 1.3.1, nous avons présenté précisément la loi de Koschmieder qui permet de modéliser la luminance apparente d'un objet en fonction de sa luminance intrinsèque, de sa distance d'observation, de la densité du brouillard et de la luminance du ciel à l'horizon. Dans ce

qui suit, nous allons étudier les propriétés mathématiques de cette formule et déduire l'existence d'un point d'inflexion détectable sur l'image, sur lequel se fonde notre solution.

Après un changement de variable de d en v à partir de l'équation (2.7), l'équation (1.5) devient :

$$L = L_0 - (L_0 - L_f)(1 - e^{-k\frac{\lambda}{v-v_h}}) \quad (2.10)$$

En dérivant l'équation (2.10) par rapport à v , on obtient :

$$\frac{dL}{dv} = \frac{k\lambda(L_0 - L_f)}{(v - v_h)^2} e^{-k\frac{\lambda}{v-v_h}} \quad (2.11)$$

Les courbes représentatives de L et de sa dérivée sont tracées sur la figure 2.6 pour différentes valeurs du coefficient d'extinction k . De manière qualitative, plus le brouillard est dense, plus l'objet se confond rapidement avec la luminance du ciel et plus le maximum de la dérivée se réduit et s'éloigne de la ligne d'horizon.

En dérivant à nouveau L par rapport à v , on obtient :

$$\frac{d^2L}{dv^2} = kA(v)e^{-k\frac{\lambda}{v-v_h}} \left(\frac{k\lambda}{v - v_h} - 2 \right) \quad (2.12)$$

où $A(v) = \frac{\lambda(L_0 - L_f)}{(v - v_h)^3}$.

L'équation $\frac{d^2L}{dv^2} = 0$ a deux solutions. La solution $k = 0$ n'a aucun intérêt. Ainsi, la seule solution utile est l'équation (2.13) :

$$k = \frac{2(v_i - v_h)}{\lambda} = \frac{2}{d_i} \quad (2.13)$$

où v_i représente la position du point d'inflexion et d_i sa distance à la caméra. Ainsi, on obtient le paramètre k de la loi de Koschmieder dès lors que l'on connaît v_i .

De plus, l'équation (2.13) possède la propriété remarquable $\lim_{v_i \rightarrow v_h} k = 0$. Celle-ci peut servir à détecter la présence de brouillard. En effet, si v_i est supérieur à v_h , alors on détecte du brouillard, sinon, il n'y a pas de brouillard.

Grâce aux équations (1.13) et (2.13), nous déduisons la distance de visibilité météorologique V_{met} :

$$V_{met} = \frac{3\lambda}{2(v_i - v_h)} \quad (2.14)$$

Si v_v désigne la ligne de l'image représentative de la distance de visibilité, nous avons :

$$v_v = \frac{2v_i + v_h}{3} \quad (2.15)$$

Finalement, des valeurs de v_i et v_h , nous déduisons les autres paramètres de la loi de Koschmieder en utilisant L_i et $\frac{dL}{dv}|_{v=v_i}$, respectivement les valeurs de la fonction L et de sa dérivée en $v = v_i$:

$$L_0 = L_i - \frac{(v_i - v_h)^2}{k\lambda e^{-kd_i}} \frac{dL}{dv} \Big|_{v=v_i} (1 - e^{-kd_i}) \quad (2.16)$$

$$L_f = L_i + \frac{(v_i - v_h)^2}{k\lambda} \frac{dL}{dv} \Big|_{v=v_i} \quad (2.17)$$

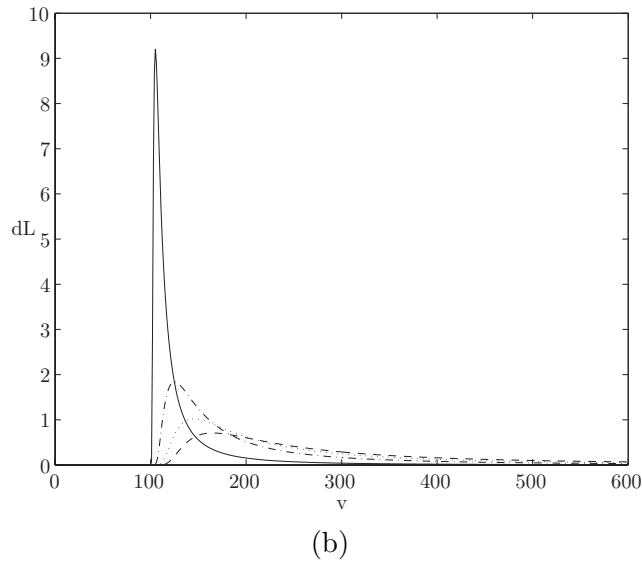
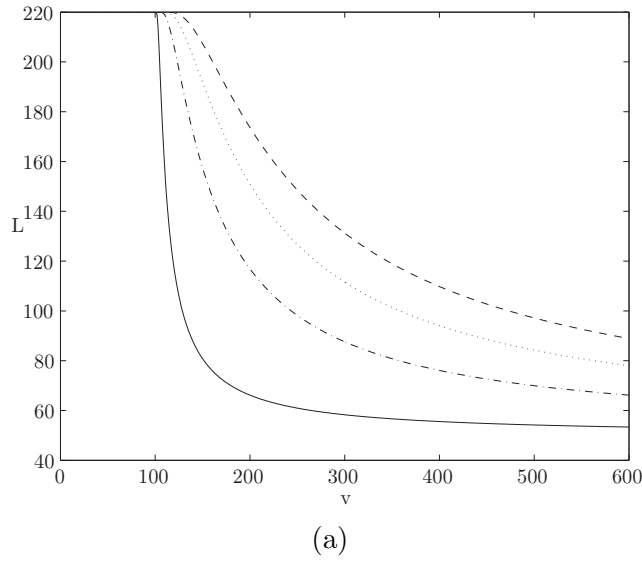


FIG. 2.6 – Différentes courbes représentatives de (a) la loi de Koschmieder et (b) de sa dérivée (niveau de gris en fonction numéro de ligne de l'image). Les paramètres utilisés sont $\lambda = 1000$, $v_h = 100$, $L_0 = 50$, $L_f = 220$, $k = 0,01$ (—), $k = 0,05$ (---), $k = 0,09$ (···), $k = 0,13$ (- -). Le point d'inflexion, sur la dérivée, pour une densité de brouillard donnée, est clairement mis en évidence.

2.2.2 Mise en œuvre pratique de la méthodologie

Comme nous venons de le montrer dans le paragraphe 2.2.1, pour estimer la distance de visibilité météorologique, nous avons besoin de mesurer la position verticale de deux objets dans l'image de la route : le point d'inflexion et la ligne d'horizon. Dans ce paragraphe, nous abordons ces deux problèmes de manière pratique par analyse d'images. Ainsi, deux algorithmes indépendants sont présentés pour les résoudre. L'estimation du point d'inflexion est très détaillée. L'estimation de la ligne d'horizon est rapidement abordée, car de nombreuses solutions existent dans la littérature.

Tout d'abord, pour estimer la position du point d'inflexion, le problème est de savoir sur quel objet mesurer la variation de luminance. Dans notre contexte, l'objet le plus adéquat est la route. En effet, c'est un objet sombre, toujours présent dans la scène et c'est un lieu de contact avec le ciel. C'est également un objet suffisamment étendu pour y percevoir une variation spatiale de luminance.

Pour être cohérent avec le modèle de Koschmieder qui suppose une luminance intrinsèque L_0 , nous supposons que la route est homogène et que sa luminance n'est affectée que par le phénomène de voile atmosphérique. Par conséquent, l'algorithme présenté dans les paragraphes suivants, recherche dans l'image une surface présentant une variation continue et faible du niveau de gris lorsqu'on se déplace de ligne en ligne. Puisque la route finit par se confondre avec le brouillard, cette surface inclut également le ciel, de luminance L_f à l'infini.

Discontinuités de luminance

Dans un premier temps, nous extrayons les contours de l'image de façon à mettre en évidence les ruptures importantes de contraste que constituent les bords de voies, les véhicules suivis ou croisés, les arbres... Ceci est réalisé par un filtre de Canny-Deriche [Deriche, 1987]. Nous notons E l'ensemble de ces contours.

Pour sélectionner les contours, nous utilisons un seuillage par hystérésis (cf. figure. 2.7). Nous notons t_H and t_L les seuils haut et bas de celui-ci. t_L et t_H sont fixés à des valeurs relativement élevées pour éviter la prise en compte de bruit dans la détection des contours et pour éviter d'obtenir une rupture au niveau de la ligne d'horizon. En fait, t_L et t_H ne peuvent pas être constants car leur valeur dépend directement du niveau de visibilité dans l'image. Par chance, la détection des contours est faiblement sensible aux valeurs de seuil comme le montre la figure 2.8.

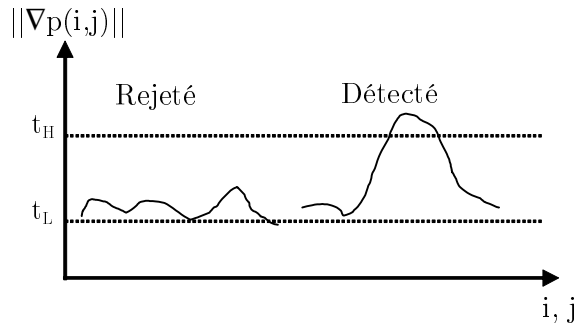


FIG. 2.7 – Principe du seuillage par Hystérésis : les points (i, j) sont marqués par deux seuils. Le seuil bas t_L génère les points "candidats" mais est très sensible au bruit. Le seuil haut t_H est une bonne indication de l'existence d'un contour.



FIG. 2.8 – Sensibilité du filtre de Canny-Deriche aux valeurs de seuils. (a) Image originale (b) $t_L = 12$ et $t_H = 30$ (c) $t_L = 12$ et $t_H = 25$ (d) $t_L = 12$ et $t_H = 20$ (e) $t_L = 9$ et $t_H = 20$ (f) $t_L = 6$ et $t_H = 20$.

Principe de la croissance de région

Par la suite, nous effectuons une croissance de région. Dans ce paragraphe, nous définissons son objectif, ses germes ainsi que ses paramètres fondamentaux.

L'objectif de l'algorithme est de trouver une région dans l'image présentant une variation minimale de niveau de gris de ligne en ligne quand on la traverse de bas en haut, de façon à être compatible avec la loi de Koschmieder. Dans cette perspective, on choisit les germes de la croissance de région comme étant les pixels d'une ligne du bas de l'image dont le niveau de gris est proche du niveau de gris médian de cette ligne. En effet, compte tenu de la position et des caractéristiques optiques de la caméra, la majorité des pixels de cette ligne représente le revêtement routier. Ainsi, seuls les pixels de la route sont pris en compte, comme sur la figure 2.12a, évitant par exemple de faire croître certains germes sur un marquage routier. De même, seuls les trois pixels au-dessus du pixel courant (figure 2.9) peuvent être agrégés à la région R . Cette technique nous permet de contourner les objets ne faisant pas partie de la région d'intérêt.



FIG. 2.9 – Principe de la croissance de région. Seuls les pixels gris clair peuvent être agrégés au pixel gris foncé. Les autres pixels du voisinage sont ignorés.

Il reste à définir le seuil de gradient à considérer pour passer d'une ligne à l'autre de l'image. Du paragraphe 2.2, on peut déduire le gradient vertical maximal G_{max} qui existe entre deux lignes successives de l'image. D'un point de vue théorique, s'il n'y a pas de diffusion atmosphérique, G_{max} est égal à $L_f - L_0$ au niveau du point d'inflexion. Malheureusement, cette valeur est trop peu contraignante pour la croissance de région. Ainsi, nous avons choisi de limiter la valeur de

G_{max} à t_L . En choisissant un tel seuil, on limite le saut admissible de gradient entre deux lignes successives à une valeur inférieure à celle définie par la loi de Koschmieder. La croissance de région est donc compatible avec la loi de Koschmieder, mais en procédant ainsi, les brouillards qui correspondent à une distance de visibilité supérieure à 400 m ne sont pas détectables. Ce n'est, en fait, pas un problème pour les applications visées pour deux raisons :

- A de telles portées l'estimation de la distance est de toute manière très peu précise (voir paragraphe 2.1.3).
- La densité du brouillard est tellement faible qu'il n'est pas perturbant pour le conducteur et les instruments de mesure.

Toujours afin de privilégier le mouvement vertical lors de la croissance, nous avons choisi de prendre des seuils plus contraignants dans les directions obliques que dans la direction verticale. Nous introduisons donc les notations G_{max}^i où $i \in \{-1, 0, 1\}$ (cf. figure 2.11), avec les contraintes suivantes :

$$G_{max}^{-1} = G_{max}^1 < G_{max}^0 \leq t_L \quad (2.18)$$

Des valeurs usuelles de ces différents seuils sont de l'ordre de 4 à 8.

Conditions d'agrégation d'un pixel à la région cible

Dans ce paragraphe, nous allons définir les quatre conditions d'agrégation d'un pixel $P(i, j)$ à la région d'intérêt R . Elles sont présentées dans leur ordre d'exécution qui est aussi celui d'un temps de calcul croissant. Ceci permet d'éviter de tester les conditions les plus gourmandes en temps de calcul si les premières sont rejetées.

Le pixel $P(i, j)$ est agrégé à la région R en construction si quatre conditions sont remplies :

- Première condition, le pixel n'appartient pas à la région R .

$$P(i, j) \notin R \quad (2.19)$$

- Deuxième condition, le pixel ne fait pas partie d'un contour détecté par le filtre de Canny-Deriche.

$$P(i, j) \notin E \quad (2.20)$$

- Troisième condition, le pixel a une certaine similarité avec le germe P_g . La similarité est évaluée en calculant la différence (2.21) de niveau de gris entre le pixel étudié et le pixel P_g .

$$P(i, j) - P_g \leq \rho n_r \min_{k \in \{-1, 0, 1\}} G_{max}^k \quad (2.21)$$

où $\rho < 1$ et n_r désigne le nombre de lignes entre $P(i, j)$ et P_g . Cette condition constitue un garde-fou sur la croissance de région évitant d'agréger des pixels trop différents du germe pour la ligne considérée. Sans cette condition, si l'on considère une tolérance de gradient vertical égale à huit, des pixels noir et blanc pourraient être agrégés en moins de 32 itérations.

- Quatrième condition, le pixel est similaire au pixel situé en dessous. Dans ce cas, la similarité est évaluée en utilisant un filtre inspiré de Nagao [Nagao et Matsuyama, 1979]. Ce filtre calcule

la moyenne et la dispersion pour neuf masques différents. Il a pour résultat la moyenne du masque possédant la plus petite dispersion. Dans notre cas, le résultat est le médian (2.24) du masque possédant l'étendue en niveaux de gris (2.22) la plus petite (2.23), de façon à être plus robuste au bruit et plus rapide en temps de calcul. Nous avons également choisi de régulariser la forme des masques en employant des masques carrés [Demigny *et al.*, 1993]. Cela nous permet de réutiliser les calculs précédents, quand la croissance passe à la ligne suivante, ce qui n'était pas possible avec les masques originaux de Nagao.

D_k désigne l'un des neuf voisinages de la figure 2.10. L'étendue d'un masque est définie comme la différence de niveau de gris entre le pixel le plus clair et le plus foncé.

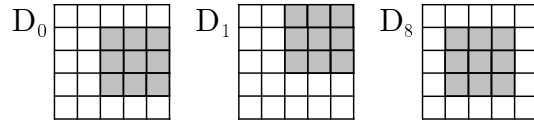


FIG. 2.10 – Voisinages du filtre de Nagao modifié. D_2, D_4, D_6 sont déduits de D_0 par rotation de 90° . D_3, D_5, D_7 sont déduits de D_1 de la même façon.

$$\text{ext}(D_k) = \max_{(m,n) \in D_k} P(m,n) - \min_{(m,n) \in D_k} P(m,n) \quad (2.22)$$

Nous notons \widetilde{D}_k le masque possédant la plus petite étendue.

$$\text{ext}(\widetilde{D}_k) = \min_{k \in \{0,8\}} \text{ext}(D_k) \quad (2.23)$$

Enfin, nous pouvons calculer $\tilde{P}(i,j)$, le niveau de gris médian du masque \widetilde{D}_k .

$$\tilde{P}(i,j) = \text{median}\{P \in \widetilde{D}_k(P(i,j))\} \quad (2.24)$$

Avec ces différentes notations, la quatrième condition, schématisée sur la figure 2.11, s'exprime de la façon suivante :

$$\exists \hat{i} \in \{i-1, i, i+1\} / \tilde{P}(i,j) - \tilde{P}(\hat{i}, j-1) < G_{max}^{i-\hat{i}} \quad (2.25)$$

A cause des seuils choisis pour le filtre de Canny-Deriche, la quatrième condition implique la deuxième. Toutefois, cette dernière est plus rapide à tester et permet donc de réduire le nombre de pixels candidats aux troisième et quatrième conditions.

La figure 2.12 présente différents résultats de croissance de région pour différentes valeurs de G_{max} . Si cela est possible, la croissance de région continue jusqu'à ce que le haut de l'image soit atteint. Ainsi, bien que nous ne recherchions pas explicitement la route et le ciel, il se trouve que la région détectée par cet algorithme est une partie de la route et du ciel.

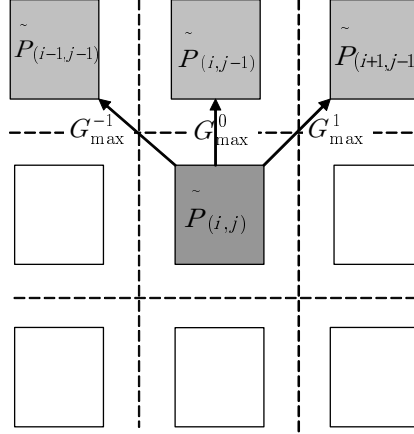


FIG. 2.11 – Schéma représentatif de la quatrième condition d'agrégation à la région d'intérêt d'un pixel $P(i, j)$ dans son 8-voisinage.

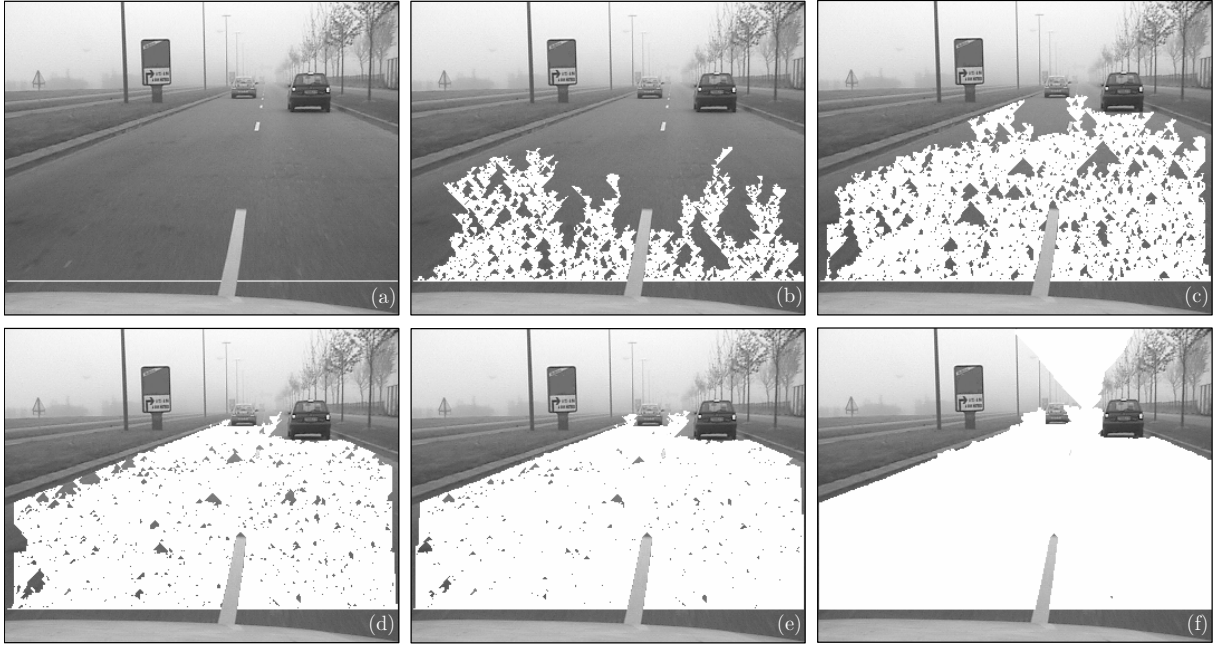


FIG. 2.12 – Différents résultats de la croissance de région en fonction des valeurs du jeu de paramètres $\{G_{max}^{-1}, G_{max}^0, G_{max}^1\}$. (a) germes de la croissance, (b) $\{1 \ 1 \ 1\}$, (c) $\{1 \ 2 \ 1\}$, (d) $\{2 \ 3 \ 2\}$, (e) $\{3 \ 5 \ 3\}$, (f) $\{5 \ 8 \ 5\}$.

Construction d'une bande de mesure

Une fois la croissance de région réalisée, il y a deux possibilités :

- Si la région R ne traverse pas l'image de bas en haut, l'algorithme ne peut mesurer convenablement la variation de luminance. Dans ce cas, il ne retourne pas de valeur et l'indique. Cela peut être dû à un obstacle devant la caméra, un grand panneau routier, une rupture de luminance trop grande au niveau de l'horizon ou encore un pont enjambant la route...

- Si la région R traverse l'image de bas en haut, la mesure de variation de luminance et le calcul des paramètres de la loi de Koschmieder sont possibles. Cependant, pour s'assurer de ne pas prendre de mesures sur des objets peu contrastés situés sur le bord de la région d'intérêt, nous ne mesurons pas la variation de luminance sur la totalité de la surface de R .

Nous mesurons la variation de luminance sur une bande verticale B de largeur au plus l . De manière qualitative, nous recherchons le meilleur chemin vertical pour traverser la région R de bas en haut. Celui-ci est l'ensemble des pixels définis par l'équation (2.27).

Tout d'abord, donnons la définition 2.26 d'un segment horizontal $S_j[i_1, i_2]$ appartenant à R :

$$S_j[i_1, i_2] = \{P(i, j) | \forall i, i_1 \leq i < i_2, P(i, j) \in R\} \quad (2.26)$$

Pour chaque ligne j de R , nous calculons le centre i_j du plus long segment horizontal appartenant à R (2.27).

$$i_j = (i | \text{card} S_{ij}^+ = \text{card} S_{ij}^-) \quad (2.27)$$

où les segments S_{ij}^- et S_{ij}^+ sont définis par les équations (2.28) et (2.29).

$$\text{card } S_{ij}^- = \max_{i - \frac{l}{2} \leq i_1 < i} \text{card } S_j[i_1, i] \quad (2.28)$$

$$\text{card } S_{ij}^+ = \max_{i < i_2 \leq i + \frac{l}{2}} \text{card } S_j[i, i_2] \quad (2.29)$$

L'ensemble des pixels $P(i_j, j)$ constitue l'axe central de B . Finalement cette dernière est obtenue en suivant le modèle de l'équation (2.30). Ce processus de recherche de la bande de mesure est schématisé sur la figure 2.13.

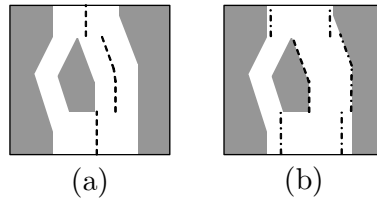


FIG. 2.13 – Exemple schématique de traitement de la région d'intérêt représentée en blanc. (a) Calcul de l'axe de la bande de mesure représenté en pointillés (b) Position déduite des bords de la bande de mesure représentée par les pointillés.

$$B = \{S_{i_j, j}^+, j = n_1, \dots, n_2\} \cup \{S_{i_j, j}^-, j = n_1, \dots, n_2\} \quad (2.30)$$

où n_1 et n_2 sont les numéros de ligne du bas et du haut de R .

Détermination de la courbe de luminance

Une fois la bande de mesure déployée, on calcule la luminance médiane L_j de chaque ligne de la bande de mesure, ce qui permet d'obtenir L , la fonction représentant la variation verticale de luminance sur la région d'intérêt R .

$$L_j = \text{median}\{P(i, j) \in B\} \quad (2.31)$$

Malgré toutes les précautions prises précédemment et compte tenu également de la quantification des niveaux de gris, L est nécessairement bruitée. De ce fait, elle possède des points d'inflexion locaux. Nous effectuons donc un lissage gaussien de L de façon à ce qu'elle soit strictement décroissante afin de ne détecter qu'un seul point d'inflexion. Puis, nous calculons la dérivée de L . La figure 2.15 montre des exemples de courbes obtenues.

Cependant, il peut arriver que la courbe soit très bruitée et qu'il faille lisser plus fortement la courbe pour que celle-ci soit décroissante. Cela a des conséquences sur la position du point d'inflexion qui a tendance à se déplacer, ce qui fausse la mesure. Ce problème est illustré et une solution est proposée en annexe A.

Finalement, la recherche du maximum de la courbe dérivée permet d'obtenir la position du point d'inflexion global v_i .

Position de la ligne d'horizon

La position du point d'inflexion étant connue, pour estimer la distance de visibilité météorologique, il nous reste à mesurer la position verticale de la ligne d'horizon. Dans une première approche, celle-ci peut s'obtenir en réalisant l'intersection des lignes de fuite de l'image (marquages routiers, trottoirs,...) comme sur la figure 2.14. Une telle implantation est proposée dans [Tarel *et al.*, 1999] et est détaillée un peu plus dans le chapitre 4. Cependant, de telles techniques sont généralement peu précises. Selon la technique exploitée, l'erreur commise sur la mesure de visibilité peut être moins grande avec une ligne d'horizon fixe, obtenue par calibrage préalable, qu'avec une mesure de la ligne d'horizon instable, ce que nous verrons dans le paragraphe 2.2.4.

Pour nos essais, nous avons généralement utilisé une ligne d'horizon fixe pour les évaluations qualitatives et la méthode de Jean-Philippe Tarel pour les évaluations quantitatives. Par ailleurs, à bord du véhicule expérimental, nous avons également employé la stéréovision pour estimer la position de la ligne d'horizon.

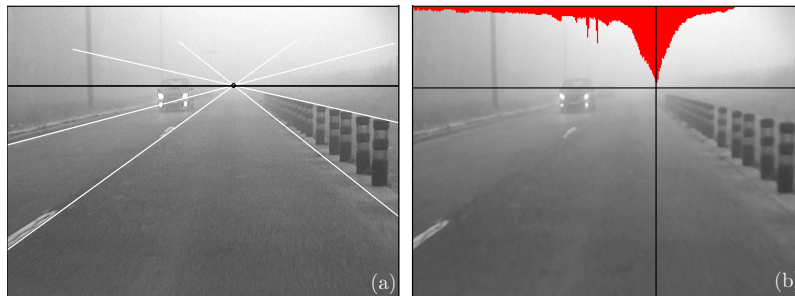


FIG. 2.14 – L'intersection des lignes de fuite de l'image donne une estimation de la position de la ligne d'horizon. (a) Ligne d'horizon estimée manuellement. (b) Approche automatique proposée par Tarel [Tarel *et al.*, 1999].

Estimation de la distance de visibilité

Possédant les positions du point d'inflexion et de la ligne d'horizon, nous déduisons la valeur du coefficient d'extinction k et par là-même, de la distance de visibilité météorologique, d'après les équations (2.13) et (2.14).

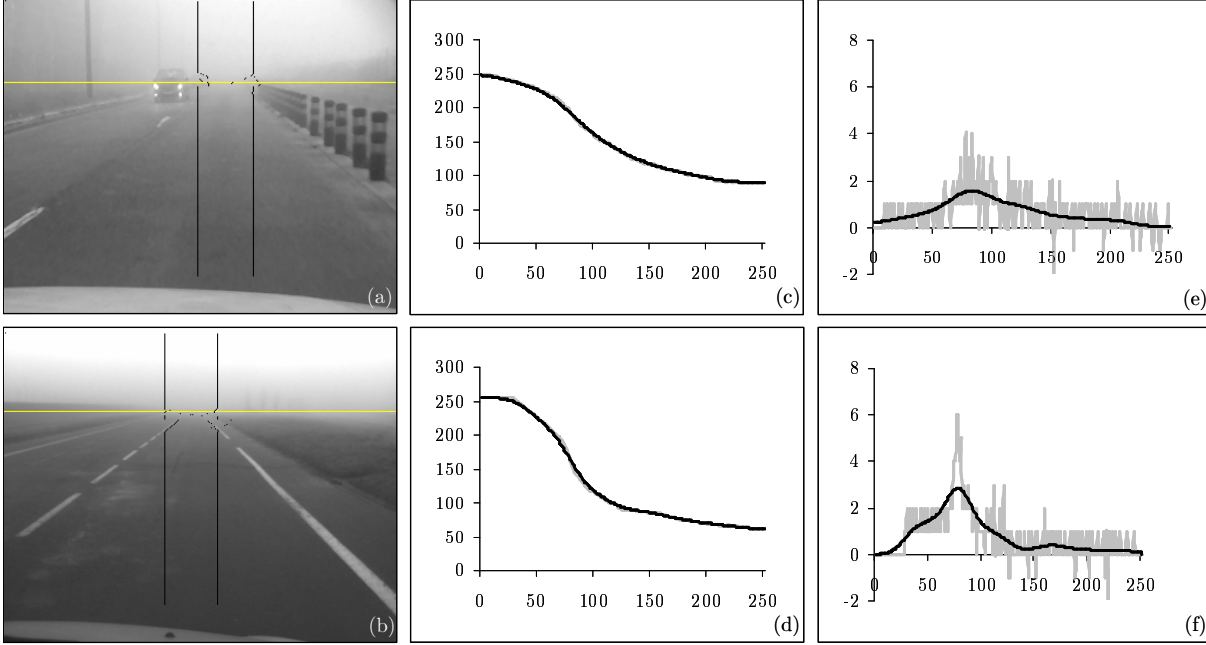


FIG. 2.15 – Exemples de calcul de la bande de mesure (lignes noires) et de la distance de visibilité (ligne horizontale) par temps de brouillard, (a) peu dense et (b) dense. Les autres figures constituent les courbes représentatives de la mesure de la variation verticale de luminance dans l'image par temps de brouillard (c) peu dense et (d) dense ainsi que (e)(f) les dérivées de ces courbes. Gris : sans lissage. Noir : avec lissage.

2.2.3 Indice de confiance sur la mesure

Nous venons de décrire une méthode pour estimer la distance de visibilité météorologique. Elle repose sur la mesure d'une courbe de variation de la luminance des pixels appartenant à la surface de route qui finissent par se confondre avec le ciel. Selon la nature des scènes traitées, cette mesure peut être plus ou moins bonne, à cause notamment du revêtement routier qui peut être hétérogène. Nous proposons de construire dans ce paragraphe un indice permettant de quantifier la confiance que l'on peut avoir dans la mesure réalisée.

Étant donné que l'on possède un modèle mathématique de la courbe de luminance L , la confiance que nous pouvons donner sur la mesure est liée à l'écart entre le modèle théorique et la mesure que l'on en fait. De manière qualitative, plus la courbe L est bruitée, moins la mesure peut être considérée comme fiable. Il reste à quantifier cette erreur.

Comme la courbe théorique est décroissante, nous proposons de calculer l'erreur E entre la dérivée de la courbe de luminance brute et la dérivée de la courbe de luminance lissée jusqu'à être décroissante, que l'on note \bar{L} . Cette erreur peut s'exprimer comme :

$$E = \sum_i \left| \frac{dL}{dv}(i) - \frac{d\bar{L}}{dv}(i) \right| \quad (2.32)$$

Le gradient maximum autorisé entre deux lignes successives est égal à $\max_{k \in \{-1,0,1\}} G_{max}^k = nG_{max}^0$, d'après l'équation 2.18. L'erreur maximale E_{max} qui peut être commise sur le calcul de la dérivée est donc égale à :

$$E_{max} = n \max_{k \in \{-1,0,1\}} G_{max}^k = nG_{max}^0 \quad (2.33)$$

où n désigne le nombre de lignes de la bande de mesure.

La confiance normalisée \mathcal{C} que nous obtenons s'exprime alors simplement par :

$$\mathcal{C} = \frac{E_{max} - E}{E_{max}} \quad (2.34)$$

Pour justifier notre indice de confiance, il nous faut établir une corrélation entre l'erreur de mesure commise par la méthode et la valeur de confiance associée obtenue par l'équation 2.34. Pour cela, nous avons considéré une image binaire, à laquelle nous avons ajouté un bruit gaussien sur la partie noire, puis du brouillard à l'aide du modèle de Koschmieder. Ce bruit modélise la texture de la route qui perturbe la mesure correcte de la luminance L . Le fait d'ajouter le brouillard après le bruit rend le bruit plus présent en bas de l'image. Nous avons fait varier l'écart-type σ du bruit de 1 à 10, considéré différentes distances de visibilité météorologiques et mesuré l'erreur commise.

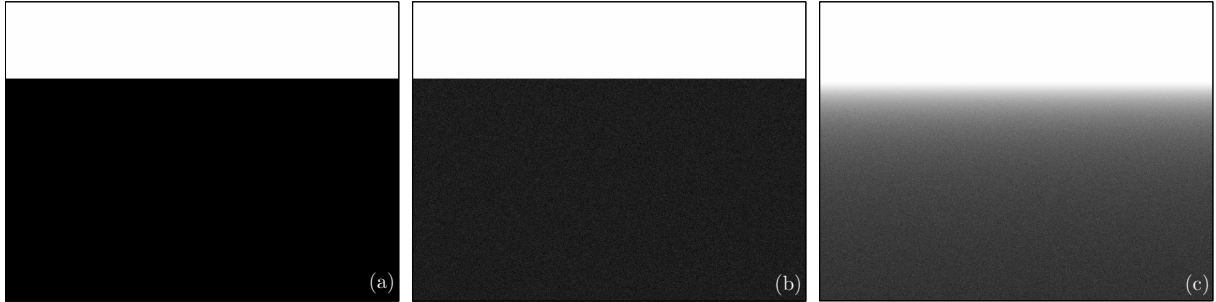


FIG. 2.16 – Exemple d'image utilisée pour démontrer la pertinence de notre indicateur de confiance. (a) Image binaire originale ; (b) Image bruitée ($\sigma = 10$) ; (c) Brouillard ajouté ($V_{met} = 100m$) à l'image bruitée.

Les résultats obtenus sont représentés sur les graphiques de la figure 2.17. En moyenne, le coefficient de corrélation est proche de 0,9, ce qui tendrait à prouver la pertinence de notre indicateur de confiance. Cependant, la modélisation adoptée, en particulier le type de bruit utilisé, sont sujets à caution. Ne disposant pas d'un modèle de bruit de la texture de la route en fonction de la visibilité, nous avons utilisé le plus classique d'entre eux.

Possédant un indicateur de confiance, nous pourrions dans l'avenir le mettre à profit pour filtrer temporellement les mesures aberrantes à l'aide, par exemple, d'un filtre. Le réglage de ses paramètres devrait se faire en tenant compte de deux paramètres, le temps de réponse du capteur et le temps moyen d'apparition et de disparition de l'événement brouillard.

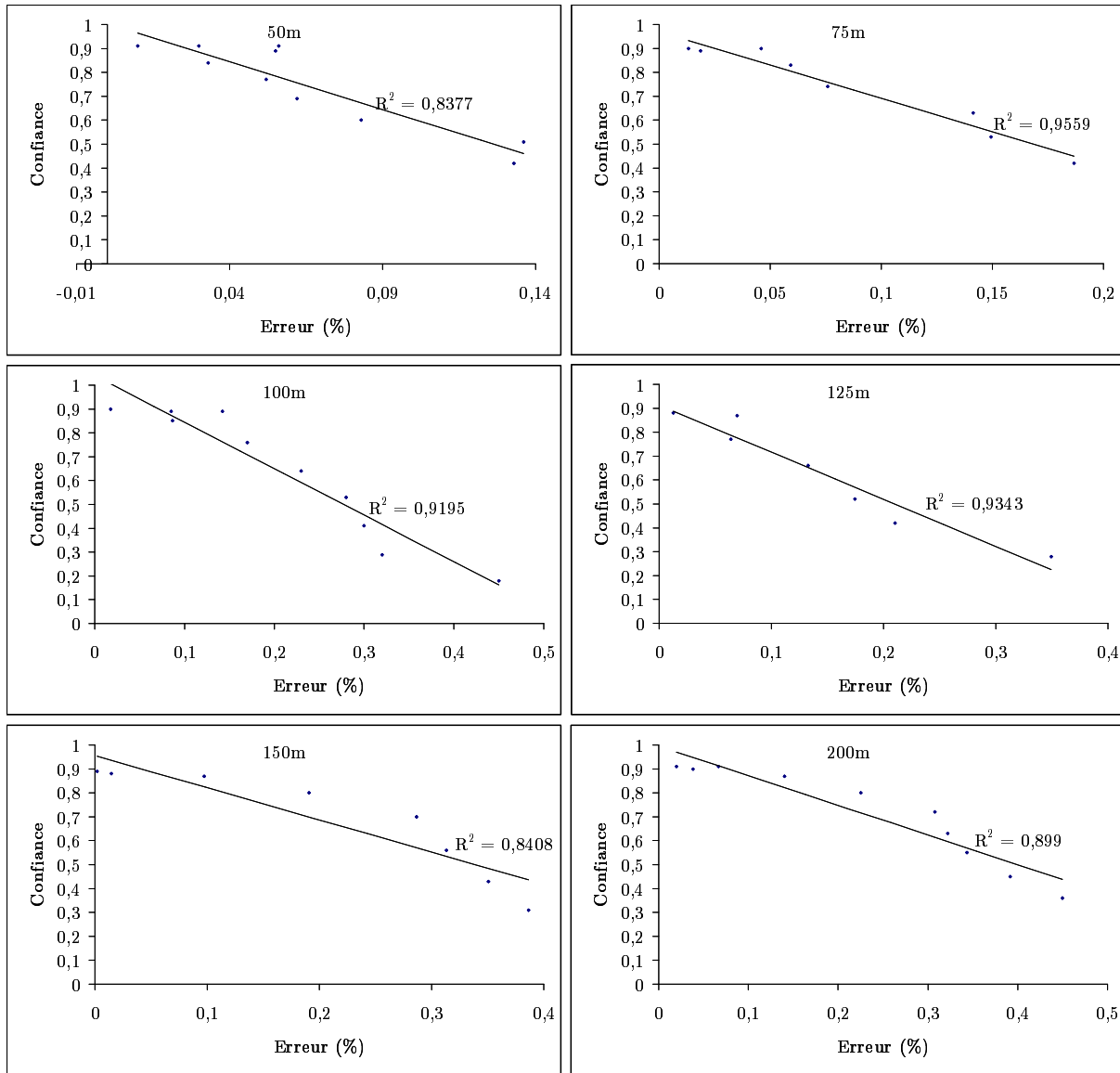


FIG. 2.17 – Graphiques représentant l'indicateur de confiance en fonction de l'erreur de mesure pour différentes distances de visibilité. La droite de corrélation ainsi que son coefficient de détermination sont donnés.

2.2.4 Sensibilité de la méthode

Étant parvenus à mesurer la distance de visibilité météorologique et à donner un indicateur pertinent sur la fiabilité de la mesure réalisée vis-à-vis de l'hypothèse d'homogénéité de la route, nous proposons de conclure le paragraphe par une rapide analyse de sensibilité de la méthode à une erreur de mesure.

La mesure n'est conforme à la réalité que si les positions du point d'inflexion et de la ligne d'horizon sont correctes. Examinons les conséquences d'une erreur d'estimation de l'un ou de l'autre des paramètres. D'après l'équation 2.14, la distance de visibilité météorologique est inversement proportionnelle à la différence entre la position du point d'inflexion et la position de la ligne d'horizon. Notons δ l'erreur commise sur cette différence exprimée en nombre de pixels.

L'erreur d'estimation \tilde{E} entre la visibilité mesurée \tilde{V}_{met} et la visibilité réelle V_{met} s'exprime de la façon suivante en fonction de δ :

$$\begin{aligned}\tilde{E} &= V_{met} - \tilde{V}_{met} \\ &= V_{met} - \frac{3\lambda}{2} \frac{1}{v_i - v_h + \delta} \\ &= V_{met} \left(1 - \frac{1}{1 + \frac{2\delta V_{met}}{3\lambda}} \right)\end{aligned}\tag{2.35}$$

Les courbes de la figure 2.18 donnent l'erreur commise pour des erreurs négatives ou positives de 1 à 4 pixels. Il en ressort que sous-estimer la différence des positions est beaucoup plus pénalisant que la sur-estimer. Pour avoir une mesure stable, on préférera donc sous-estimer la position de la ligne d'horizon.

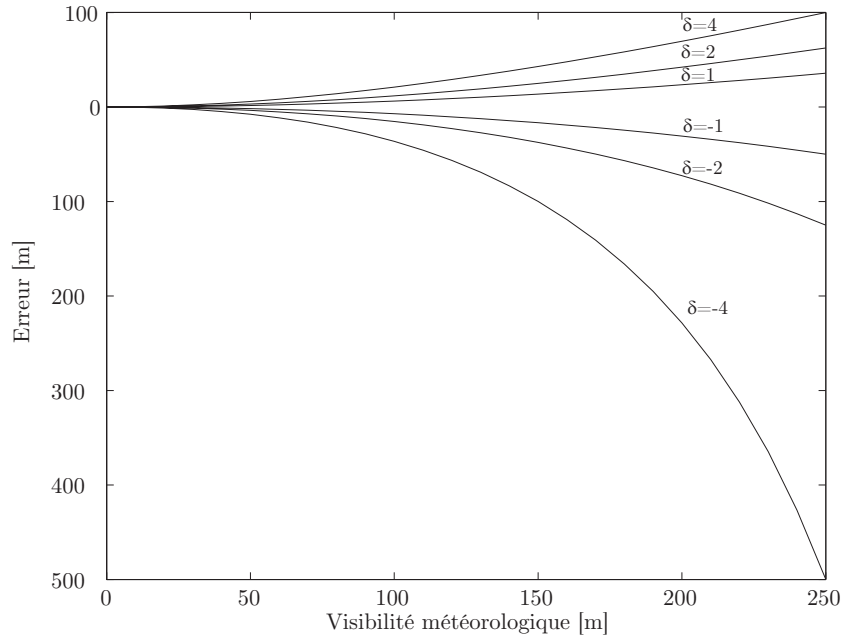


FIG. 2.18 – Sensibilité de la méthode à une erreur δ de position du point d'inflexion ou de la ligne d'horizon. Paramètre utilisé : $\lambda = 1000$.

2.2.5 Bilan partiel

Dans ce paragraphe, nous avons mis en évidence l'existence d'un point d'inflexion sur la courbe représentative de la loi de Koschmieder, puis nous avons construit une méthodologie permettant de détecter ce point d'inflexion à l'aide d'un algorithme de croissance de région. Ceci nous a ensuite permis de détecter la présence de brouillard et d'en estimer la densité. Puis, nous avons construit un indicateur de confiance et démontré sa pertinence. Enfin, la sensibilité de la méthode à des erreurs de mesure a été abordée.

2.3 Extension de la méthode

Ce paragraphe montre comment la méthode développée dans le paragraphe précédent permet de se ramener facilement à la méthode développée par Pomerleau [Pomerleau, 1997], permettant ainsi aux deux méthodes de combler certaines de leurs lacunes respectives.

2.3.1 Mise en défaut de la méthode précédente

Pour fonctionner, la méthode précédente nécessite un continuum de route et de ciel dans l'image. En cas de brouillard relativement peu dense, la présence d'un panneau à messages variables, d'un pont, d'arbres ou d'un véhicule masquant l'infrastructure sont autant de situations où la méthode n'est guère applicable. En effet, la croissance de région est incapable de traverser l'image de bas en haut. La figure 2.19 illustre ces propos.



FIG. 2.19 — Exemples de situations où la méthode par instantiation du modèle de Koschmieder est mise en défaut car la croissance de région ne parvient pas à traverser l'image de bas en haut.

2.3.2 Approche additionnelle

Pour limiter le problème, quand cela est possible, nous proposons d'ajouter une mesure de l'atténuation du contraste entre la route et les marquages à différentes distances devant le véhicule, à l'image de Pomerleau [Pomerleau, 1997]. Cependant, dans notre méthode, au lieu de détecter les marquages directement, nous préférons utiliser les résultats de la croissance de région précédente. Pour cela, nous supposons que les marquages sont sur les bords de la région R et recherchons les pixels dont l'intensité est supérieure à la l'intensité médiane L_m de la ligne considérée de R .

Des exemples de détection de marquages sont présentés sur la figure 2.20. Puis, sur chaque ligne, on mesure la luminance médiane L_M des pixels « marquages ». En fait, cette méthode est applicable par toutes conditions météorologiques. Cependant, par beau temps, les ombres

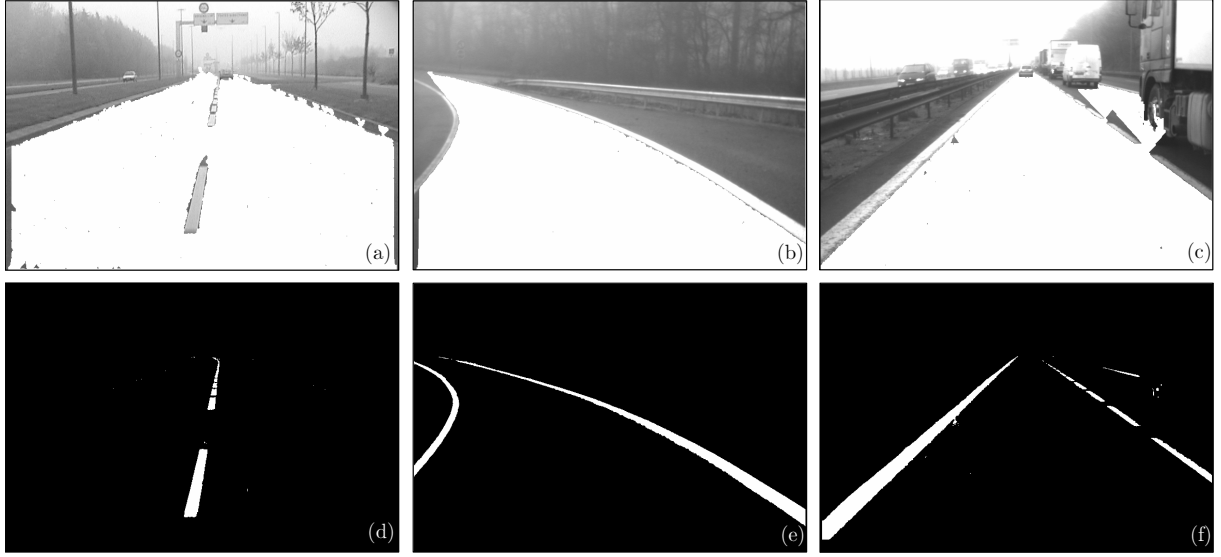


FIG. 2.20 – Exemples de détection de marquages routiers en utilisant la croissance de région. (a)(b)(c) Portions R de route et de ciel détectées par l'algorithme de croissance de région; (d)(e)(f) Pixels détectés sur le bord de la région ayant une intensité supérieure à l'intensité médiane de R . Les pixels « marquage » sont contenus dans cet ensemble.

empêchent la méthode de fonctionner correctement. Inversement, par temps de brouillard, il n'y a pas d'ombres.

Par ailleurs, contrairement à Pomerleau qui estime un coefficient d'atténuation par mètre, nous préférons estimer la visibilité météorologique de façon à être cohérent entre les deux approches. Grâce à la loi de Koschmieder, nous connaissons les variations théoriques de L_m (intensité de la route) et L_M (intensité des marquages) en fonction de la distance à la caméra.

En prenant deux distances d_1 et d_2 , le coefficient d'extinction du brouillard k peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$k = \frac{1}{d_2 - d_1} \ln \left(\frac{L_{M1} - L_{m1}}{L_{M2} - L_{m2}} \right) \quad (2.36)$$

D'après l'équation (1.5), nous déduisons l'expression de la distance de visibilité météorologique :

$$V_{met} = 3 \frac{d_2 - d_1}{\ln \left(\frac{L_{M1} - L_{m1}}{L_{M2} - L_{m2}} \right)} \quad (2.37)$$

Les deux méthodes sont complémentaires. Alors que la première ne nécessite pas la présence de marquages routiers, la seconde ne nécessite pas la présence du ciel pour fonctionner. Ainsi, il est possible de tirer avantage des deux méthodes pour en faire une meilleure. En les combinant, par temps de brouillard, la méthode résultante est capable de détecter la présence de brouillard et d'estimer la visibilité météorologique dans de nombreuses situations. Seule la situation où le ciel n'est pas présent dans l'image et où il n'y a pas de marquages ne peut être traitée.

2.4 Application à la restauration du contraste

Au-delà de la détection du brouillard diurne et de l'estimation de la distance de visibilité, les informations obtenues permettent de traiter d'autres types d'applications telles que la restauration du contraste.

2.4.1 État de l'art

Comme il a été vu dans le premier chapitre, les effets de l'atmosphère sont exponentiels par rapport à la distance d'observation. Par conséquent, les méthodes classiques de restauration d'images, spatialement invariantes, ne peuvent pas atténuer correctement les effets de l'atmosphère dans les images.

La restauration du contraste par conditions météorologiques dégradées est une discipline très abordée ces dernières années en vision artificielle. Cependant, la plupart des méthodes existantes ont des contraintes fortes, qui les empêchent notamment d'être embarquées à bord d'un véhicule. Certaines techniques requièrent une connaissance a priori de la scène pour fonctionner [Oakley et Satherley, 1998]. D'autres nécessitent du matériel dédié (visibilimètre) pour estimer les conditions météorologiques.

Des techniques ne se fondent que sur les images acquises et exploitent la diffusion atmosphérique pour calculer la géométrie de la scène [Narasimhan et Nayar, 2003a]. Cependant, elles nécessitent que les conditions météorologiques changent entre deux acquisitions. Des filtres polarisants peuvent également être utilisés [Schechner *et al.*, 2001] pour réduire l'effet du brouillard dans la scène. Mais là aussi, deux prises de vues avec un filtre différent sont nécessaires. Cela empêche donc ces méthodes, fournissant pourtant des résultats impressionnants, de fonctionner sur un véhicule.

Certaines techniques font l'hypothèse d'un monde plan comme [Narashiman et Nayar, 2003]. Cependant, l'utilisateur doit spécifier de manière interactive un lieu pour le ciel, pour le point de fuite et donner une approximation de la distribution des distances. Dans [Oakley *et al.*, 1996], les auteurs calculent le coefficient d'extinction du brouillard et supposent un monde plan vu par une caméra dirigée vers l'avant embarquée à bord d'un avion. Cependant pour cela, ils approchent la distribution de radiances dans la scène par une simple gaussienne dont la variance est connue.

2.4.2 Approche proposée

Notre mesure de la visibilité météorologique permet de réaliser une telle technique à l'aide d'une seule image et sans autre hypothèse que celle d'un monde plan. Comme nous l'avons vu, l'instantiation du modèle de Koschmieder nous permet, à l'aide d'une seule caméra, d'estimer le coefficient d'extinction du brouillard k ainsi que la luminance du ciel L_f .

$$k = \frac{2(v_i - v_h)}{\lambda} \quad (2.38)$$

$$L_f = L_i + \frac{v_i - v_h}{2} \frac{dL}{dv} \Big|_{v=v_i} \quad (2.39)$$

Ces deux variables définissent le brouillard présent dans la scène routière et sont indépendantes du point considéré. Si l'on prend un point appartenant à la surface de la route, ce point

obéit à la loi de Koschmieder et nous connaissons la distance à laquelle il est situé par hypothèse monde plan. D'après l'équation (1.5), il nous est donc possible de calculer sa luminance intrinsèque L_0 qui s'exprime alors ainsi :

$$L_0 = Le^{kd} + L_f(1 - e^{kd}) \quad (2.40)$$

avec $kd = 2\frac{v_i - v_h}{v - v_h}$, d'après les équations (2.7) et (2.13).

En répétant la procédure pour tous les points de l'image, L_0 étant indépendant des conditions météorologiques, nous restaurons le contraste des points visibles appartenant à la surface de la route, comme le montrent les exemples des figures 2.21 et 2.22. Une telle application peut être utilisée comme aide à la conduite dans le brouillard, à l'image de ce qui est fait pour la nuit en infrarouge. Elle peut aussi servir de prétraitement d'image à destination d'un détecteur d'obstacles routiers (cf. figure 2.21) ou de marquages (cf. figure 2.22).

Pour évaluer le résultat, les contrastes locaux supérieurs à 5 % sont calculés avant et après application de l'algorithme. L'algorithme de calcul du contraste est présenté dans le chapitre suivant.

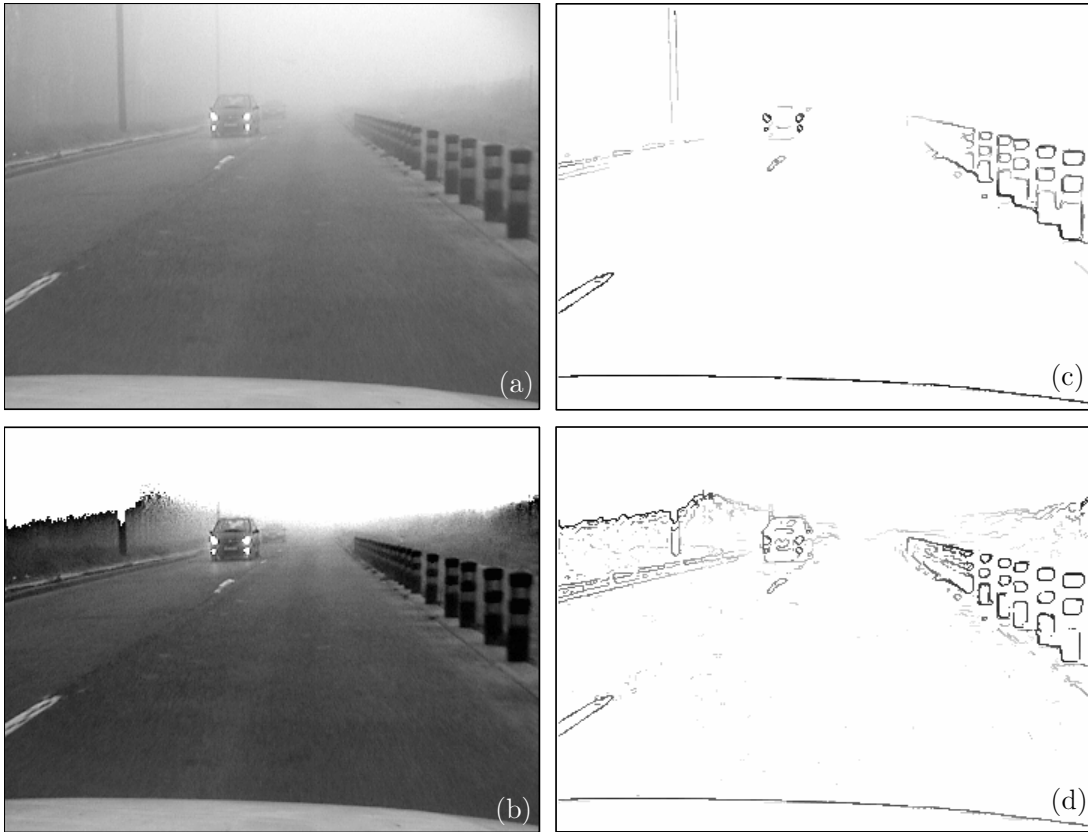


FIG. 2.21 – Restauration de contraste sur une image capturée par temps de brouillard. Le véhicule instrumenté croise deux autres véhicules. Sur (a), seul le premier véhicule est visible. Sur (c), aucun contraste supérieur à 5 % n'est détecté sur le second véhicule. (b) Le premier véhicule est mieux contrasté et le deuxième est désormais visible comme on le constate sur (d). Les marquages routiers sont également mieux perçus. Étant donné que la méthode est uniquement valable sur un monde plan, on perd une portion des objets étendus verticalement.

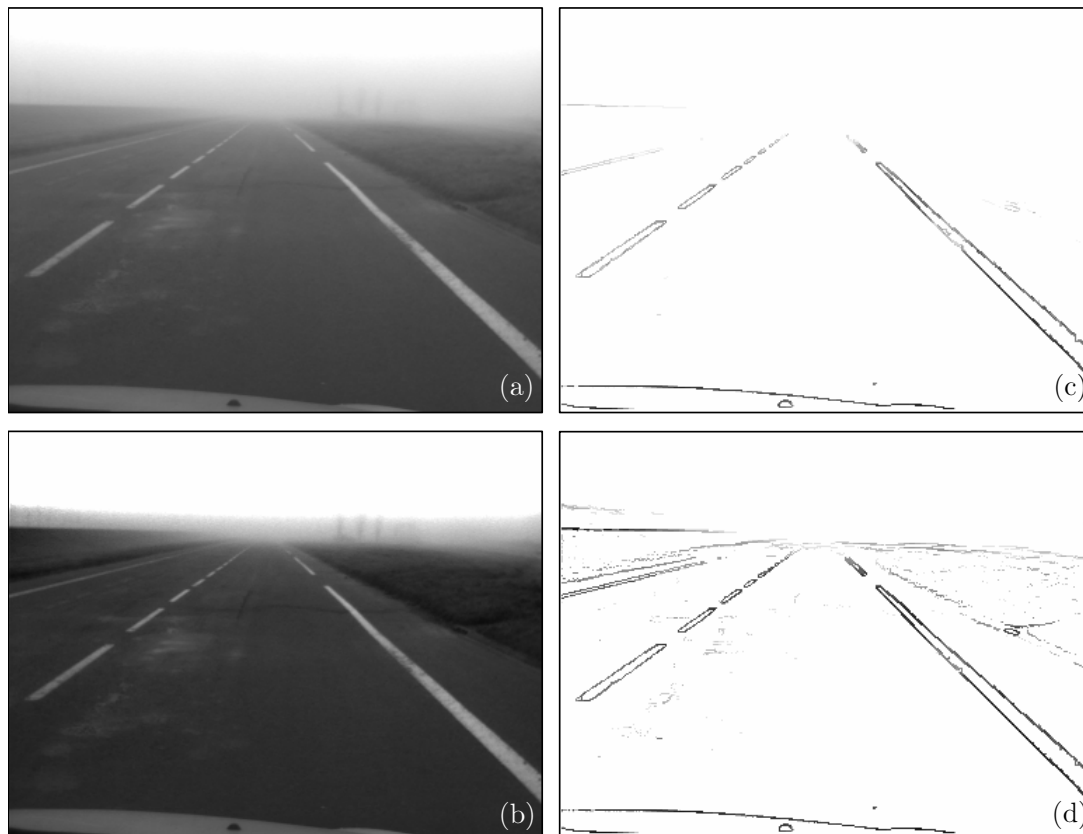


FIG. 2.22 — Très peu de pixels avec un contraste supérieur à 5 % sont détectés sur (c). Les marquages routiers sont visibles plus loins sur (b) que sur (a). Ces impressions sont confirmées par (d).

2.5 Vue synoptique de la méthode

Le synoptique ci-dessous présente la façon dont l'ensemble des briques algorithmiques présentées dans ce chapitre se coordonnent : extraction de contours, croissance de région, instanciation de la loi de Koschmieder, estimation de l'horizon, détection indirecte des marquages, restauration du contraste...

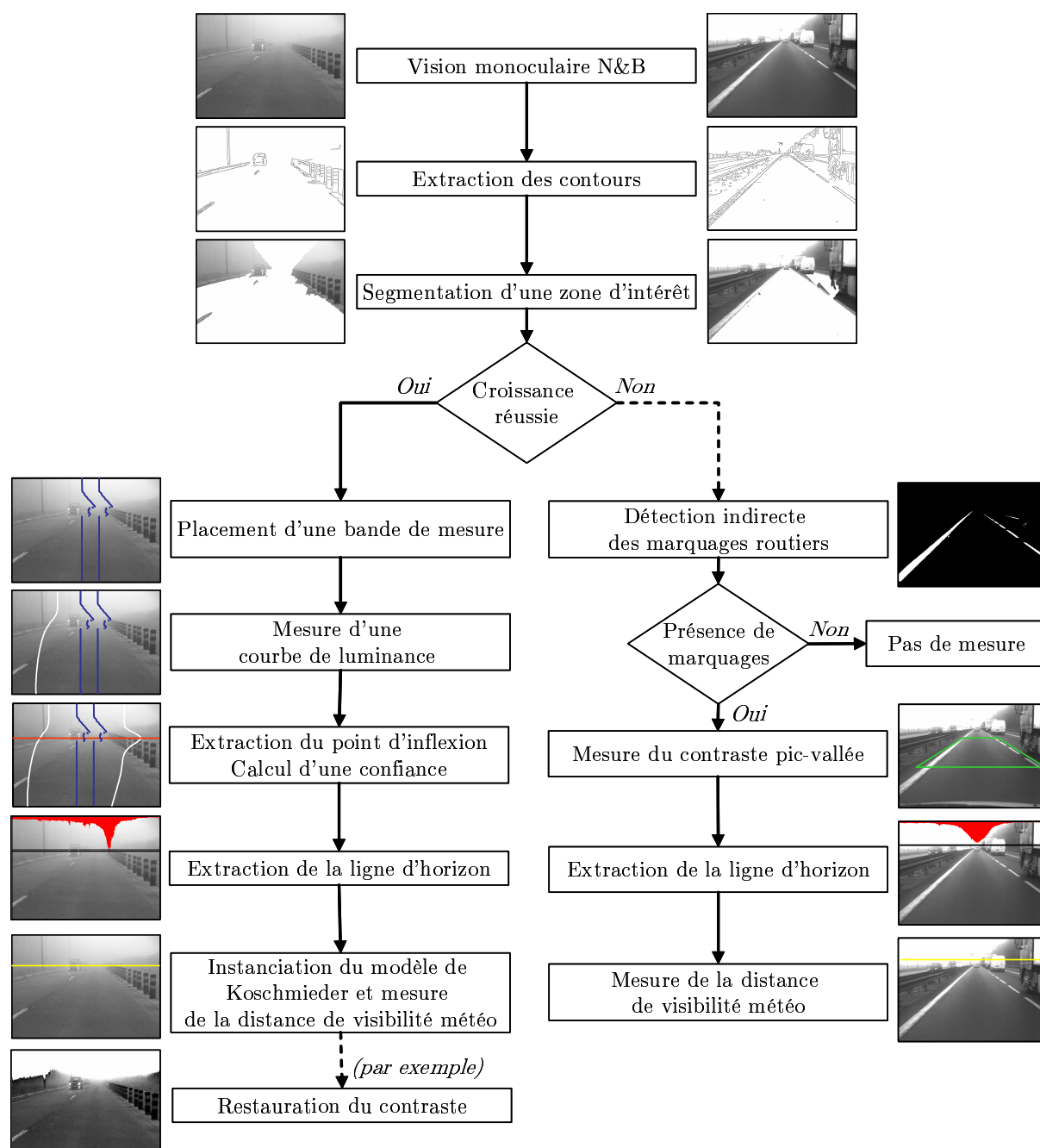


FIG. 2.23 – Synoptique de la méthode de mesure de la distance de visibilité météorologique.

2.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons cherché à exploiter les effets de voile atmosphérique. De jour, le phénomène prépondérant est lié à la diffusion de la lumière solaire par les particules atmosphériques. Cet effet est modélisé par la loi de Koschmieder qui exprime la luminance apparente d'un objet en fonction de sa luminance intrinsèque, de la densité du brouillard et de la distance à la caméra.

En adoptant une hypothèse de monde plan, nous avons montré l'existence d'un point d'inflexion sur la courbe théorique de la loi de Koschmieder. Grâce à ce point d'inflexion, nous avons pu instancier le modèle et estimer la distance de visibilité météorologique. Pour cela, une méthode nécessitant uniquement la présence de la route et du ciel dans l'image a été développée. Si le ciel n'est pas présent dans l'image ou si la transition route-ciel est masquée, nous avons montré que notre méthode pouvait se ramener à la technique de Pomerleau [Pomerleau, 1997] exploitant la présence des marquages routiers. Une fois la distance de visibilité météorologique mesurée, nous avons montré qu'une méthode de restauration du contraste dans les images de brouillard diurne était facilement construite.

De nuit, l'effet de voile atmosphérique diurne n'étant plus perceptible, la loi de Koschmieder n'est plus applicable. En revanche, les effets de halo et de voile rétrodiffusé sont présents. Nous avons exploré différentes pistes pour les détecter. Celles-ci sont présentées en annexe B, car les recherches n'ont pas été poussées à leur terme. En effet, le passage d'une méthode traitant la mesure de visibilité de jour à une autre dédiée à la nuit était problématique au niveau des transitions. C'est pourquoi, nous avons décidé de développer une méthode plus générique qui fait l'objet du prochain chapitre.

Exploitation de l'effet d'atténuation des contrastes par l'atmosphère

LA DISTANCE DE VISIBILITÉ MÉTÉOROLOGIQUE est la traduction en termes de distance d'un paramètre physique de l'atmosphère : son coefficient d'extinction. Nous sommes parvenus à estimer celui-ci dans le chapitre 2 grâce à l'existence d'un point d'inflexion sur la courbe représentative de la loi de Koschmieder. Cette dernière étant spécifique au brouillard diurne, la méthode développée est a fortiori limitée à ce cas.

Ce chapitre propose une méthode générique avec un minimum d'hypothèses, capable d'estimer la distance de visibilité météorologique sous différentes conditions météorologiques, de jour comme de nuit. Mais, contrairement au chapitre 2 où le capteur était constitué d'une seule caméra, la méthode développée dans ce chapitre exploite un capteur stéréoscopique.

Pour construire notre nouvelle méthode, nous sommes partis de la remarque suivante. L'atmosphère peut très bien avoir le même coefficient d'extinction de jour et de nuit. Or, la perception que l'on peut avoir de la scène n'est pas du tout la même. Nous proposons donc dans ce chapitre de compléter la notion de distance de visibilité météorologique, insuffisante pour décrire correctement les conditions de visibilité, par l'estimation de la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste suffisant par rapport à son fond. Nous sommes, ce faisant, toujours très proches de la définition de la CIE.

De manière naturelle, nous décomposons cette mesure en deux tâches. Tout d'abord, il faut mesurer le contraste dans la scène, de manière à discerner ce qui est visible de ce qui ne l'est pas. Le choix du seuil de contraste à considérer est explicité. Ensuite, ayant obtenu les primitives de contraste visibles, il faut estimer la distance à laquelle celles-ci se trouvent. Ces deux informations obtenues, il reste à voir comment il est possible de les combiner pour obtenir la distance de visibilité proposée.

Ainsi, le chapitre est organisé de la façon suivante : une première section présente notre nouvelle distance de visibilité, ainsi que le lien qui existe entre elle et la distance de visibilité météorologique. Une deuxième section présente une méthode originale de calcul des contrastes locaux dans les images. Puis, nous présentons un bref état de l'art sur la mesure de distance par vision artificielle de façon à pouvoir situer notre capteur stéréoscopique dans le contexte. Enfin, nous présentons notre technique de mesure de visibilité combinant notre estimation de distance et notre calcul de contraste local. Nous évaluons qualitativement cette méthode, ce qui permet de l'améliorer et de proposer une nouvelle approche plus riche. Finalement, les deux approches sont comparées.

3.1 Proposition d'une méthode générique

Dans l'introduction, nous avons proposé d'estimer la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste par rapport à son fond. Nous appelons celle-ci, distance de « visibilité mobilisée ». Dans ce paragraphe, nous la définissons plus précisément et établissons le lien qui existe entre elle et la distance de visibilité météorologique. Pour cela, nous définissons la notion de « visibilité mobilisable ». Ce lien étant établi, nous détaillons les principes de notre méthode pour estimer la distance de visibilité mobilisée.

3.1.1 Distance de visibilité mobilisée, distance de visibilité mobilisable

Compte tenu de sa définition, la distance de visibilité mobilisée V_{mob} dépend de la scène routière, à savoir des objets qui sont effectivement présents sur celle-ci. Prenons l'exemple de la figure 3.1. Sur celle-ci, nous représentons de manière simplifiée une route plongée dans le brouillard. Sur la figure 3.1a, on suppose que l'objet visible le plus éloigné est l'extrémité du marquage routier (cela pourrait être le bord de la chaussée). Sur la figure 3.1b, le véhicule s'est déplacé et un nouveau marquage routier plus éloigné est maintenant visible. La visibilité mobilisée a augmenté entre les deux scènes, alors que la distance de visibilité météorologique V_{met} reste la même.

Nous définissons à présent une distance théorique, qui pour sa part ne dépend pas de la scène routière : c'est la distance de visibilité mobilisée de l'objet le plus éloigné que l'on aurait pu voir s'il avait existé dans la scène routière. Nous l'appelons distance de visibilité mobilisable V_{max} . Par définition, c'est une borne de l'ensemble des distances de visibilité mobilisées :

$$V_{max} \geq V_{mob} \quad (3.1)$$

Dans le cas de la figure 3.1, si un marquage supplémentaire avait existé à la distance V_{max} , il aurait été visible.

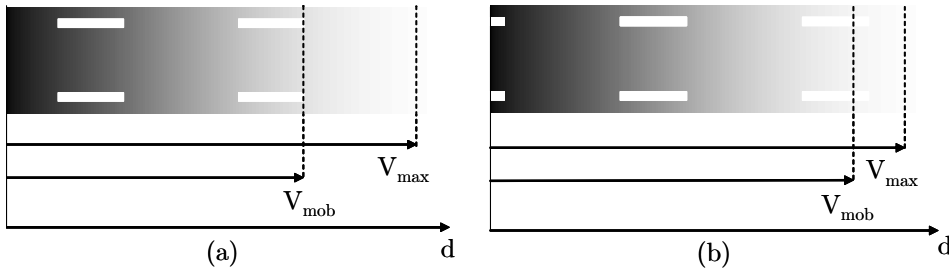


FIG. 3.1 – Exemples de distances de visibilité mobilisée et mobilisable.

3.1.2 Lien entre les distances de visibilité mobilisable et météorologique

Nous allons voir dans ce paragraphe le lien qui peut exister entre la distance de visibilité mobilisable et la distance de visibilité météorologique en nous focalisant sur les objets appartenant à la surface de la route.

Soit B l'objet le plus éloigné considéré comme visible. Nous avons défini ci-dessus la distance à cet objet comme la distance de visibilité mobilisée. Soient L_{n_0} et L_{b_0} les luminances intrinsèques de la route N (noire) et de l'objet B (blanc) et L_n et L_b leurs luminances à la distance d .

La loi de Koschmieder donne les variations théoriques de ces grandeurs en fonction de la distance d :

$$L_n = L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.2)$$

$$L_b = L_{b_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.3)$$

où L_f désigne comme précédemment la luminance du ciel à l'horizon.

Exprimons le contraste C_{BN} de B par rapport à N au sens de Weber (3.13) :

$$C_{BN} = \frac{\Delta L}{L} = \frac{(L_{b_0} - L_{n_0})e^{-kd}}{L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd})} \quad (3.4)$$

En fonction des paramètres photométriques, du contraste C_{BN} et de la densité du brouillard k , nous donnons d , distance à laquelle un objet B est perçu avec le contraste C_{BN} :

$$d = -\frac{1}{k} \ln \left(\frac{C_{BN}L_f}{L_{b_0} - L_{n_0} + C_{BN}(L_f - L_{n_0})} \right) \quad (3.5)$$

C'est-à-dire la distance à laquelle un objet B est perçu avec un contraste de C_{BN} . Grâce à (1.13), nous pouvons exprimer cette grandeur en fonction de la distance de visibilité météorologique V_{met} :

$$d = -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{C_{BN}L_f}{L_{b_0} - L_{n_0} + C_{BN}(L_f - L_{n_0})} \right) \quad (3.6)$$

De manière analogue à la CIE, nous pouvons fixer un seuil \tilde{C}_{BN} en dessous duquel l'objet est considéré comme non visible. Comme pour le calcul de la distance de visibilité météorologique, nous supposons que la route a une luminance intrinsèque nulle. Nous définissons alors la distance de visibilité mobilisable V_{max} valable pour tout seuil de contraste par :

$$V_{max} = \max_{L_{b_0} \in]0, M]} -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{\tilde{C}_{BN}L_f}{L_{b_0} + \tilde{C}_{BN}L_f} \right) \quad (3.7)$$

On admet que l'objet B baigne dans une ambiance lumineuse L_f , qu'il n'émet pas de lumière, mais qu'il réfléchit une partie de la luminance qu'il reçoit. De la sorte, on a nécessairement :

$$L_{b_0} \leq L_f \quad (3.8)$$

Nous en déduisons la valeur de V_{max} :

$$V_{max} = -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{\tilde{C}_{BN}}{1 + \tilde{C}_{BN}} \right) \quad (3.9)$$

La valeur de \tilde{C}_{BN} telle que $V_{max} = V_{met}$ s'obtient alors facilement :

$$\tilde{C}_{BN} = \frac{1}{e^3 - 1} \quad (3.10)$$

$$\tilde{C}_{BN} \approx 0,052 \gtrsim 5 \% \quad (3.11)$$

Nous en déduisons qu'en fixant un contraste seuil \tilde{C}_{BN} de 5 %, la distance de visibilité mobilisable V_{max} , est peu différente de la distance de visibilité météorologique V_{met} . En d'autres termes, nous venons de montrer qu'un contraste de 5 % positif (objet noir sur fond clair) dans le cas de la loi de Koschmieder et qu'un contraste de 5 % négatif (objet clair sur route noire) amènent tous deux à une distance de visibilité V_{met} .

Cependant, dans la réalité, la route n'est jamais noire et le ciel rarement blanc. La distance de visibilité mobilisable représente bien un maximum de distance de visibilité rarement atteignable, car elle représente la distance maximale à laquelle un objet, le plus clair possible, est visible sur une route noire. En revanche, la distance de visibilité mobilisée, qui ne prend en compte que les objets plus ou moins gris rencontrés dans l'image, est celle à laquelle nous pouvons accéder directement et que nous proposons d'estimer dans la suite.

3.1.3 Méthode proposée

Le paragraphe 3.1.1 nous a d'abord permis d'appréhender les notions de distance de visibilité mobilisée et mobilisable. Alors que la première dépend de la scène routière rencontrée, la deuxième dépend uniquement des conditions atmosphériques. Puis le paragraphe 3.1.2 nous a montré le lien qui existe entre la distance de visibilité météorologique définie par la CIE, et la distance de visibilité mobilisable définie précédemment. En particulier, nous avons calculé le seuil de contraste à considérer pour que les deux distances soient égales, à savoir 5 %.

Par conséquent, nous proposons d'estimer la distance de visibilité mobilisée en recherchant l'objet le plus éloigné ayant un contraste d'au moins 5 %. Ce processus se décompose naturellement en deux tâches. La première phase est le calcul des contrastes dans l'image et la sélection de ceux supérieurs à 5 %. La deuxième phase est l'estimation de la profondeur des primitives détectées et la sélection de celle qui est la plus éloignée. Il reste ensuite à combiner les deux informations pour obtenir la distance de visibilité mobilisée.

3.2 Recherche des primitives ayant un contraste supérieur à 5 %

La mesure de contraste à développer doit être précise, car elle ne doit détecter que les contrastes supérieurs ou égaux à 5 %. Elle doit être rapide, compte tenu de l'application à caractère temps réel envisagée, mais aussi peu sensible à la présence de bruit dans l'image. Enfin, elle doit être adaptée à la formulation locale du contraste entre deux objets retenue par la CIE pour la définition de la distance de visibilité météorologique.

Dans un premier temps, nous allons dresser un état de l'art de différentes définitions et techniques de calcul du contraste. Dans un deuxième temps, nous allons proposer notre propre méthode de calcul du contraste, dérivée d'une méthode bien connue de segmentation d'images et expliquer en quoi celle-ci remplit le cahier des charges défini précédemment.

3.2.1 État de l'art

Il existe de nombreuses définitions du contraste. L'un des plus connus, le contraste de Michelson [Michelson, 1927] a été introduit pour donner une mesure de visibilité des franges d'interférences sur des mires dont la luminance variait de façon sinusoïdale de L_{min} à L_{max} .

$$C^M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \quad (3.12)$$

où L_{max} et L_{min} sont les valeurs de luminance maximales et minimales dans l'image. L'utilisation conjointe de mires sinusoïdales et cette définition du contraste a connu un grand succès en psychophysique. Cela a permis en particulier d'étudier l'acuité de l'œil humain en construisant les fonctions de sensibilité au contraste (*CSF*).

De son côté, Weber [Cornsweet, 1970] définit le contraste comme une variation relative de luminance ΔL sur un fond uniforme L . Cet outil a été utilisé entre autres pour mesurer la visibilité de cibles.

$$C^W = \frac{\Delta L}{L} \quad (3.13)$$

Cette formulation du contraste est parfois appelée contraste psychophysique et sert notamment de support à la définition de la distance de visibilité météorologique par la CIE.

Ces définitions sont de bons estimateurs du contraste perçu pour les classes de stimuli mentionnées précédemment : des mires sinusoïdales pour Michelson, des cibles uniformes avec un seuil différentiel de luminance pour Weber. Cependant, elles ne sont pas adaptées quand le stimulus devient plus complexe. A fortiori, utilisées telles quelles, aucune de ces définitions globales n'est appropriée pour mesurer le contraste dans des images naturelles. Ceci est dû principalement au fait que la perception du contraste est locale. C'est sur les méthodes locales que s'est portée notre attention.

D'autres définitions du contraste adaptées à l'œil humain existent en mesure de qualité d'images [Daly, 1993] [Mannos et Sakrison, 1974] [Peli, 1990] [Tamtouji et Aboutajdine, 2003]. Beaucoup d'entre elles cherchent à modéliser la réponse fréquentielle du système visuel humain par une fonction de sensibilité au contraste. Cependant, une telle modélisation suppose de connaître la fréquence spatiale des objets rencontrés et par là-même leur profondeur dans la scène. Sans hypothèse sur la nature de la scène traitée, comme l'hypothèse d'un monde plan (cf. [Yahiaoui et Da Silva Dias, 2003]), une telle modélisation est peu réaliste. De même l'emploi d'une technique multi-échelle de type ondelettes [Vanderghyest *et al.*, 2000] paraît peu adaptée à notre objectif qui est avant tout de mesurer le contraste localement dans l'image.

Dans le modèle LIP, Logarithmic Image Processing (cf. annexe C), Jourlin [Jourlin et Pinoli, 2001] définit la notion de contraste logarithmique valable en lumière transmise entre deux points (x, y) et (x', y') d'une image f . Il est parmi les premiers à avoir défini la notion de contraste local.

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \max[f(x, y), f(x', y')] \triangle \min[f(x, y), f(x', y')] \quad (3.14)$$

soit encore :

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \frac{M|f(x, y) - f(x', y')|}{M - \min(f(x, y), f(x', y'))} \quad (3.15)$$

où M est la valeur maximale de niveau de gris dans l'échelle considérée.

La méthode de Gordon [Gordon et Rangayyan, 1984] définit également la notion de contraste local. Celle-ci calcule le contraste de Michelson entre les niveaux de gris moyens de deux régions. Beghdadi [Beghdadi et Le Negrate, 1989] a proposé une méthode très inspirée de celle de Gordon en intégrant dans la mesure du contraste local le niveau de gris moyen du contour des objets estimé dans la fenêtre d'analyse.

Parallèlement, beaucoup de techniques de réhaussement de contraste ont été proposées afin de rendre optimale la qualité d'une image en jouant sur son histogramme. Le problème de ces méthodes, dans notre contexte, est qu'elles agissent sur le contraste sans le définir explicitement.

3.2.2 Formulations locales du contrastes

À l'instar de Jourlin, les formules de contraste de Michelson et de Weber peuvent être appliquées localement entre deux points (x, y) et (x', y') .

Pour le contraste de Michelson, cela donne :

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \frac{|f(x, y) - f(x', y')|}{f(x, y) + f(x', y')} \quad (3.16)$$

Cependant, la formule de Michelson a tendance à sous-évaluer le contraste d'un facteur deux. En effet, elle calcule le rapport entre la différence de luminance de deux points et le double de leur luminance médiane, ce qui n'a que peu de sens physique car elle pondère beaucoup plus les niveaux de gris élevés.

Dans le modèle LIP, l'échelle de gris est inversée par rapport à la convention habituelle. En se ramenant à la convention classique et en exprimant le contraste logarithmique comme un pourcentage, on peut montrer que le contraste logarithmique est la version locale entre deux points quelconques de la formulation globale de Weber. C'est cette formulation locale logarithmique que nous avons adoptée par la suite :

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \frac{|f(x, y) - f(x', y')|}{\max(f(x, y), f(x', y'))} \quad (3.17)$$

3.2.3 Méthodes de Gordon et de Beghdadi

Soient X_1 et X_2 les niveaux de gris moyens dans les régions carrées R_1 et R_2 de tailles respectives m et $3m$ impaires centrées sur le point de mesure du contraste, le pixel X_{kl} (cf. figure 3.2a).

Gordon définit alors le contraste par :

$$C_{kl} = \frac{|X_1 - X_2|}{X_1 + X_2} \quad (3.18)$$

De son côté, Beghdadi considère une fenêtre carrée W_{kl} de taille m impaire centrée sur le pixel X_{kl} (cf. figure 3.2b). Il définit le contraste par :

$$C_{kl} = \frac{|X_{kl} - \bar{E}_{kl}|}{X_{kl} + \bar{E}_{kl}} \quad (3.19)$$

où le seuil \bar{E}_{kl} est construit de la manière suivante :

$$\bar{E}_{kl} = \frac{\sum_{(i,j) \in W_{kl}} \Delta_{ij} \cdot X_{ij}}{\sum_{(i,j) \in W_{kl}} \Delta_{ij}} \quad (3.20)$$

avec $\Delta_{ij} = |X_{ij} - \bar{X}|$ et \bar{X} le niveau de gris moyen des huit plus proches voisins de X_{ij} .

Ces deux méthodes sont facilement adaptables à une formulation logarithmique du contraste en remplaçant (3.18) et (3.19) par leurs variantes logarithmiques. C'est ce que nous avons fait pour comparer ces techniques à celle que nous présentons maintenant.

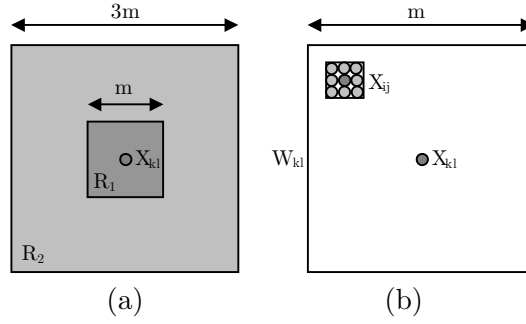


FIG. 3.2 – Voisinages de calcul du contraste local employés par (a) Gordon et (b) Beghdadi.

3.2.4 Mesurer le contraste avec la méthode de segmentation d'images de Köhler

Principe

La méthode de segmentation d'images de Köhler [Köhler, 1981] permet de binariser une image en retenant le seuil qui maximise le contraste entre deux zones de l'image.

Soit f une fonction de gris. Un couple de pixels (x, x_1) du support spatial est dit séparé par s si d'une part, $x_1 \in V_4(x)$ (cf. figure 3.6) et d'autre part, si la condition (3.21) est respectée.

$$\min(f(x), f(x_1)) \leq s < \max(f(x), f(x_1)) \quad (3.21)$$

La frontière associée à s , notée $F(s)$, est définie comme l'ensemble des couples (x, x_1) séparés par s . Avec ces définitions, pour tout seuil s de l'intervalle $[0, 255]$, on définit $F(s)$. Pour tous les couples appartenant à $F(s)$, on calcule le contraste de Köhler $C_{x, x_1}(s)$.

$$C_{x, x_1}(s) = \min(|s - f(x)|, |s - f(x_1)|) \quad (3.22)$$

On réalise (3.23), le contraste moyen associé à $F(s)$ et on retient pour optimal le seuil s_0 vérifiant l'équation (3.24), c'est-à-dire le seuil présentant le meilleur contraste moyen, le long de la frontière associée.

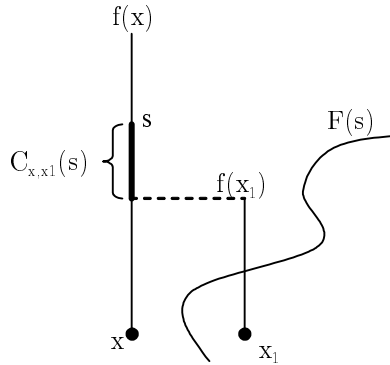


FIG. 3.3 – Principe de la méthode de Köhler.

$$C(s) = \frac{1}{\text{card}(F(s))} \sum_{(x,x_1) \in F(s)} C_{x,x_1}(s) \quad (3.23)$$

$$C(s_0) = \max_{s \in [0,255]} C(s) \quad (3.24)$$

Au lieu d'utiliser cette méthode pour binariser les images, nous proposons d'exploiter celle-ci pour mesurer le contraste localement dans les images (cf. figure 3.3). Le contraste évalué sera simplement égal à $2C(s_0)$ le long de la frontière associée à s_0 . Autrement dit, le contraste sera supérieur à 5 %, si et seulement si $2C(s_0)$ est supérieur à 5 %, ce qui nous permet de seuiller le contraste au niveau souhaité.

Méthode robuste au bruit

La méthode originale de Köhler est robuste au bruit. Supposons que le bruit des caméras soit gaussien (hypothèse confirmée en 3.2.6 pour les caméras du LIVIC). Considérons alors deux distributions gaussiennes de moyennes L_1 et L_2 , et d'écart-types σ_1 et σ_2 . On peut montrer que tant que les deux distributions de points ne s'intersectent pas, le seuil s_0 trouvé par la méthode de Köhler est le suivant :

$$s_0 = \frac{L_1 + L_2}{2} + 3 \frac{\sigma_1 - \sigma_2}{2} \quad (3.25)$$

Le seuil trouvé minimise le bruit en soustrayant les écart-types des distributions. Si l'on suppose, en outre, que les deux distributions ont le même écart-type, le résultat est celui en l'absence de bruit, à équidistance des deux distributions.

Cette propriété est conservée en changeant la formule de contraste local initiale de Köhler pour une formulation logarithmique. La figure 3.4 illustre cette propriété. Les figures 3.4a et 3.4b sont deux profils unidimensionnels identiques perturbés par un bruit gaussien respectivement peu et très prononcé. Le seuil optimal trouvé par la méthode de Köhler et représenté par la ligne pointillée horizontale est le même. C'est celui qui donne un contraste maximal (cf. figures 3.4c et 3.4d).

En revanche, si les deux distributions s'intersectent, i.e. si $\max(3\sigma_1, 3\sigma_2) > \frac{L_2 - L_1}{2}$, la méthode de Köhler n'est plus valide.

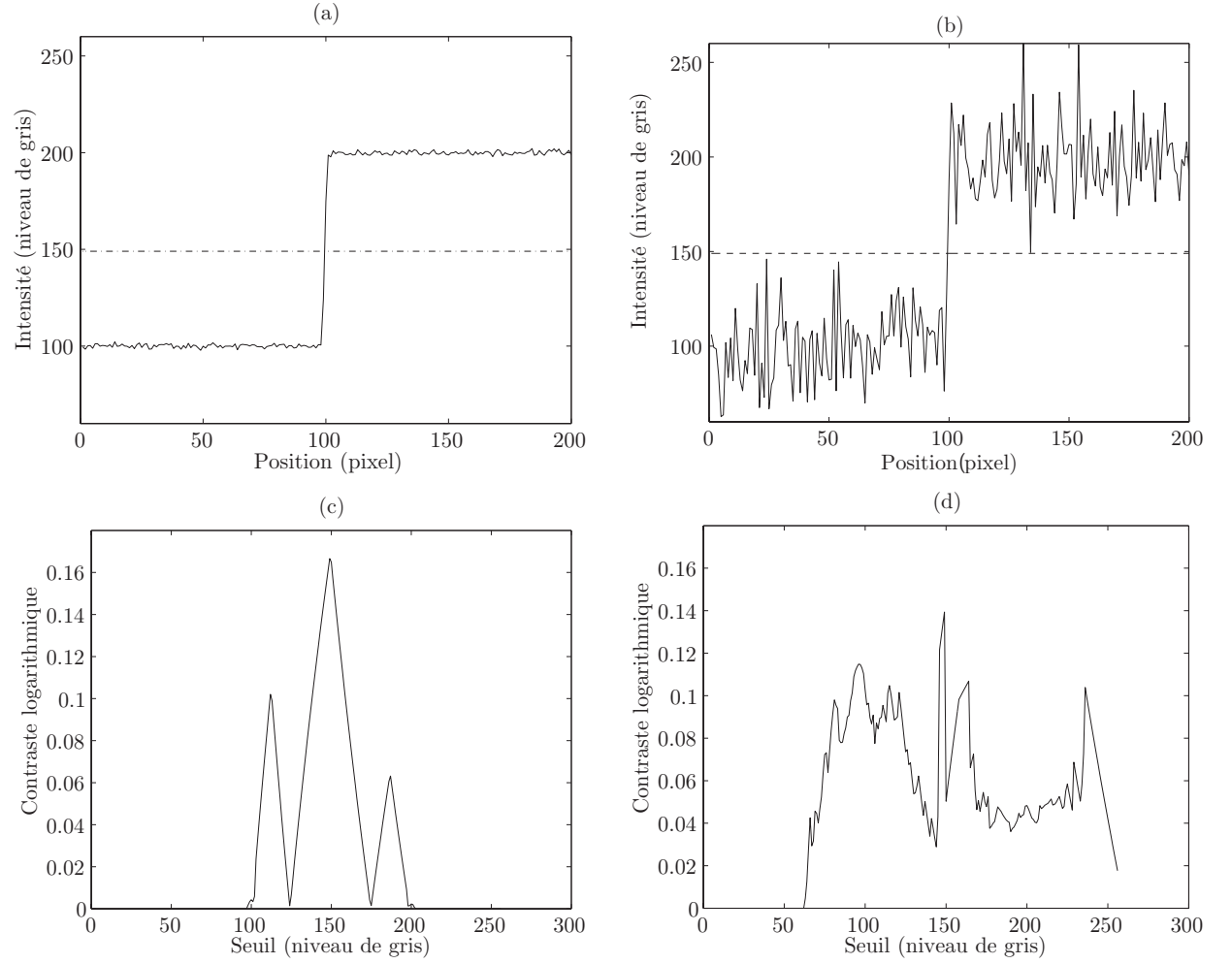


FIG. 3.4 – Robustesse de la méthode de Köhler adaptée au contraste logarithmique. Contour unidimensionnel perturbé par un bruit gaussien (a) $\sigma = 1$ (b) $\sigma = 17$. La ligne pointillée représente le seuil optimal trouvé. La courbe du contraste mesuré sur le profil pour chaque seuil est représentée en (c) $\sigma = 1$ et (d) $\sigma = 17$.

3.2.5 Adaptation de la méthode de Köhler à nos besoins

Nous venons de présenter comment il est possible de se servir de la méthode de Köhler pour calculer le contraste de manière robuste par rapport au bruit. Il nous faut maintenant adapter cette méthode à nos besoins en terme d'adaptativité, de définition du contraste et de temps de calcul.

Seuillage adaptatif des fenêtres d'analyse

La méthode originale de Köhler est globale sur l'image. Or, nous cherchons à analyser les contrastes locaux dans des images de scènes routières. Par nature même, celles-ci ont des niveaux de luminance et de contraste variables avec la distance. Le seuil optimal s_0 varie donc également avec la distance. C'est pourquoi nous balayons l'image à l'aide d'une fenêtre glissante de taille impaire au sein de laquelle nous appliquons la méthode de Köhler. De fait, cette dernière est rendue adaptative. En outre, pour éviter les problèmes de bords, nous effectuons un recouvrement en avançant simplement d'une demi-largeur ou d'une demi-hauteur de fenêtre à chaque étape du balayage.

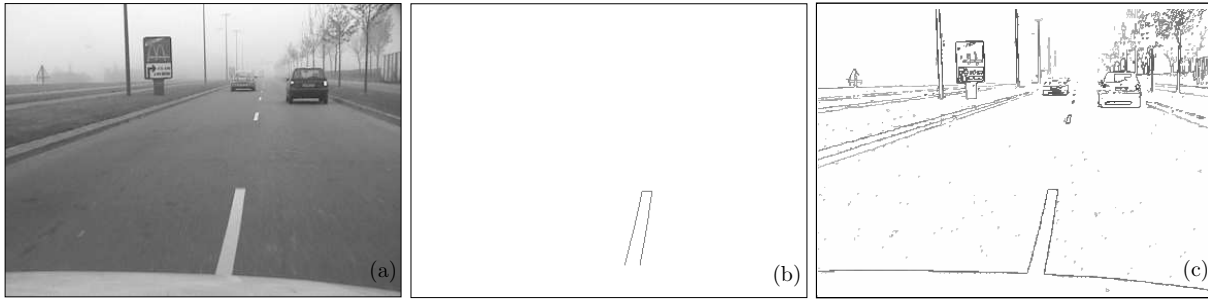


FIG. 3.5 – Intérêt du balayage de l'image par fenêtres glissantes. (a) Image originale. (b) Sans balayage, le contraste détecté est celui de l'objet le plus grand et le plus contrasté. (c) Le balayage permet à la méthode de Köhler de s'adapter au contenu de chaque fenêtre d'analyse. Les détails contrastés de l'image sont détectés.

Méthode adaptée à différentes formulations locales du contraste

La méthode est facilement adaptable à différentes formulations du contraste entre deux pixels. Il suffit, pour cela, de remplacer l'équation 3.22 par l'équation 3.26 ou 3.27, obtenues en adaptant les différentes formules de contraste vues précédemment. On peut citer :

- Le contraste de Michelson :

$$C_{x,x_1}(s) = \min \left(\frac{|s - f(x)|}{s + f(x)}, \frac{|s - f(x_1)|}{s + f(x_1)} \right) \quad (3.26)$$

- Le contraste logarithmique :

$$C_{x,x_1}(s) = \min \left(\frac{|s - f(x)|}{\max(s, f(x))}, \frac{|s - f(x_1)|}{\max(s, f(x_1))} \right) \quad (3.27)$$

Méthode rapide

D'un point de vue algorithmique, la technique est assez coûteuse, en particulier le calcul de la frontière $F(s)$ pour chaque seuil de l'échelle de niveaux de gris. Une première amélioration consiste à diminuer le nombre de seuil considéré en recherchant les intensités minimale et maximale dans la fenêtre. Pour calculer $F(s)$, le balayage de la fenêtre de calcul se fait de haut en bas et de gauche à droite. Ainsi, ne considérer que le voisinage V_4^* (cf. figure 3.6) permet de ne prendre en compte chaque couple de points qu'une seule fois, réduisant d'autant le temps de calcul. Nous pouvons également considérer le voisinage V_8^* . Cependant les tests réalisés montrent que la différence est minime entre les approches V_4 et V_8 . Compte tenu du gain de temps en approche V_4 , nous préférons donc utiliser le voisinage V_4^* pour effectuer le balayage.

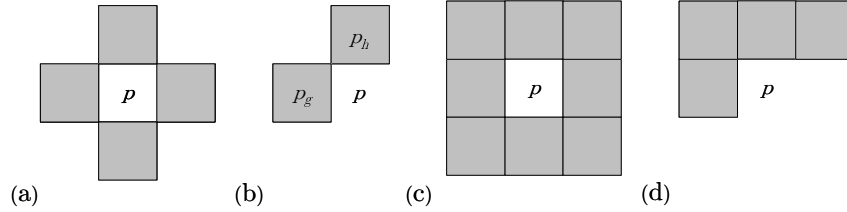


FIG. 3.6 – Voisinages au sens (a) V_4 , (b) V_4^* , (c) V_8 et (d) V_8^* d'un pixel

La dernière amélioration majeure consiste à calculer les images I_{\max}^g , I_{\min}^g , I_{\max}^h et I_{\min}^h avant de balayer l'image I . Par la suite, au lieu de calculer les minima et maxima pour construire la frontière, il suffit de regarder l'image adéquate. De cette manière, la méthode est beaucoup plus rapide à exécuter. Si l'on souhaite utiliser un voisinage V_8^* , il y a autant d'images en plus à précalculer.

$$I_{\max}^g = \{p \in I / p = \max(p, p_g)\}$$

$$I_{\min}^g = \{p \in I / p = \min(p, p_g)\}$$

$$I_{\max}^h = \{p \in I / p = \max(p, p_h)\}$$

$$I_{\min}^h = \{p \in I / p = \min(p, p_h)\}$$

	Temps de calcul en secondes (ratio temps calcul original / évalué)			
Taille voisinage (nombre de pixels)	Calcul original	Minimisation nombre de seuils	Précalcul images MIN-MAX	Minimisation + Précalcul
2	14,1s (1)	2,2 (6,4)	3,4 (4,1)	1 (14,1)
8	10,3s (1)	2,6 (4)	2 (5,1)	0,83 (12,4)
16	8,3s (1)	3 (2,75)	1,7 (4,9)	0,81 (10,2)

TAB. 3.1 – Temps de calcul des contrastes supérieurs à 5 % sur l'image 3.5a selon 4 modes : sans optimisation, avec minimisation du nombre de seuils considéré, avec précalcul des images MIN-MAX, avec les deux optimisations précédentes. Le rapport entre le temps de calcul sans et avec optimisation est donné entre parenthèses. Tests réalisés sur Intel Pentium IV 2.4 GHz en langage C sans compilation spécifique. En utilisant le compilateur Intel C++ 8.0, le temps de calcul chute à moins de 350 ms.

Le tableau 3.1 montre l'intérêt des optimisations algorithmiques précédemment décrites. Le gain en temps de calcul est supérieur à 10 pour les tailles de voisinages couramment considérées.

3.2.6 Comparaison des méthodes de calcul du contraste local

Principe

Nous avons présenté dans le paragraphe précédent comment nous avons modifié la méthode de segmentation d'images de Köhler pour mesurer le contraste logarithmique dans les images. Naturellement, nous avons cherché à comparer notre méthode à celles de Beghdadi [Beghdadi et Le Negrate, 1989] et de Gordon [Gordon et Rangayyan, 1984](cf. figure 3.7).

Dans un premier temps, nous évaluons le bruit des caméras qui sont actuellement employées sur les véhicules prototypes du LIVIC. Puis nous simulons des cibles placées à différentes distances plongées dans du brouillard de densité variable. Nous avons perturbé ces cibles par le bruit mesuré sur notre système imageur. Finalement, nous comparons les méthodes à l'aide de différentes métriques que nous introduisons.

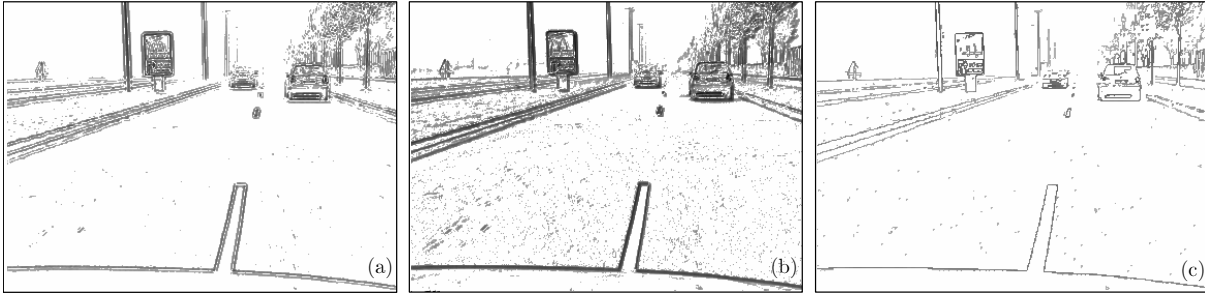


FIG. 3.7 – Exemple de contraste calculé par (a) méthode de Gordon (b) Beghdadi (c) méthode modifiée de Köhler.

Mesure et modélisation du bruit de notre système imageur

Les divers bruits générés par un système CCD peuvent être subdivisés en trois catégories [Buil, 1998] :

1. Les bruits intrinsèques, produits par la chaîne de détection : le CCD, les divers étages d'amplification, les circuits électroniques du système, le numériseur,...
2. Les bruits externes, principalement le bruit de signal,
3. Les bruits de traitement numérique des images.

Compte tenu des diverses natures et sources de bruit, quantifier le niveau final de bruit produit par un capteur est un problème. Seule la combinaison adéquate des divers bruits élémentaires permet de remonter à la performance de l'instrument. On peut tout de même montrer que si nous avons n sources de bruit, le niveau de bruit résultant σ_t est égal à la racine carrée de la somme quadratique des termes d'erreurs :

$$\sigma_t = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2} \quad (3.28)$$

Néanmoins, tout ceci n'est vrai que si les bruits sont décorrélés, ce que nous avons supposé dans la suite du paragraphe.

Actuellement, les caméras CCD employées sur les véhicules du LIVIC sont des Sony XC-8500CE. L'acquisition se fait via une carte Matrox Meteor II MC. Nous avons filmé pendant dix

minutes une mire éclairée uniquement par un spot halogène alimenté par une source continue stabilisée de courant électrique avec les réglages optiques utilisés couramment sur le véhicule.

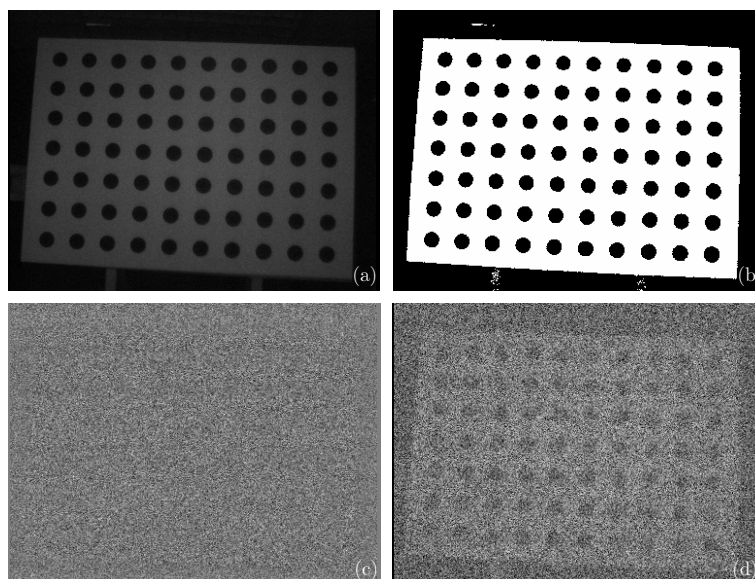


FIG. 3.8 – Mise en évidence du bruit sur les caméras du LIVIC. (a) Image originale et (b) binarisée (seuil 128). (c) Bruit relatif (histogramme normalisé) et (d) puissance du bruit (histogramme normalisé) mesurés.

Nous avons évalué le bruit en moyennant la différence entre deux images successives (figure 3.8c) et nous avons tracé l'histogramme de cette image sur la figure 3.9. Cela nous permet d'affirmer que le bruit de la caméra est gaussien, ce qui confirme l'hypothèse émise au paragraphe 3.2.4.

La puissance du bruit mesuré (figure 3.8d) nous montre que le bruit est différent sur les deux classes de pixels de la mire. Il faut donc en tenir compte pour estimer l'écart-type du bruit. Lors de notre expérience, nous avons relevé des écart-type de l'ordre de 1,4 niveau de gris pour la classe noire de la mire et de 1,7 pour la classe blanche. Par la suite, nous considérerons donc un bruit gaussien d'écart-type moyen de 2 niveaux de gris dans nos simulations.

Paramètres de simulation

Paramètres liés aux cibles Les cibles sont constituées chacune de trois franges noires verticales sur fond blanc (cf. figure 3.10). Ces cibles sont entièrement définies par le paramètre de taille t . Nous considérons dans les tests réalisés deux tailles différentes : $t = 20$ pixels et $t = 5$ pixels.

Il serait possible de considérer par la suite des orientations ou des géométries de cibles différentes.

Paramètres liés au brouillard Les cibles sont plongées dans un brouillard de densité k . La luminance de ciel est notée L_f . Dans ces conditions, les luminances L_n et L_b des franges noires et blanches (luminances intrinsèques L_{n_0} et L_{b_0}) des cibles sont données par la loi de Koschmieder.

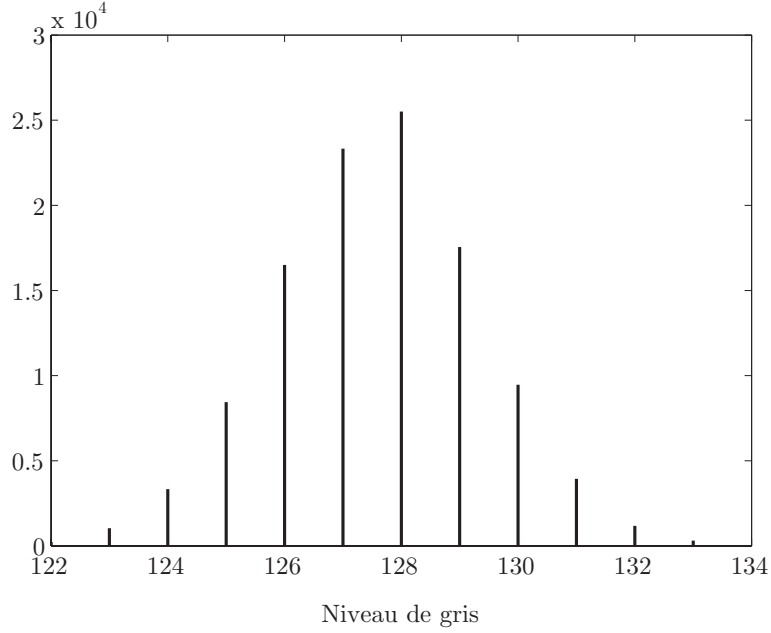


FIG. 3.9 – Histogramme du bruit mesuré sur la caméra.

$$L_n = L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.29)$$

$$L_b = L_{b_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.30)$$

Nous calculons le contraste sur des cibles simulées (cf. figure 3.11) placées à différentes distances d pour différentes densités de brouillard k . Nous calculons ces dernières de telle sorte que sur la diagonale du tableau de la figure 3.11, $d = \frac{3}{k}$.

Paramètres liés au calcul de contraste Nous cherchons à évaluer le contraste au sens logarithmique sur ces cibles. Nous ne cherchons pas à mesurer l'influence de la taille des fenêtres d'analyse des méthodes testées. Pour la méthode de Köhler modifiée, nous considérons une fenêtre d'analyse de 9×9 lorsque $t = 20$ et 7×7 lorsque $t = 5$. Pour la méthode de Beghdadi, nous considérons $m = 3$ dans les deux cas.

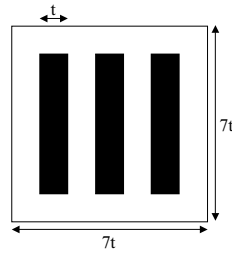


FIG. 3.10 – Cible virtuelle utilisée

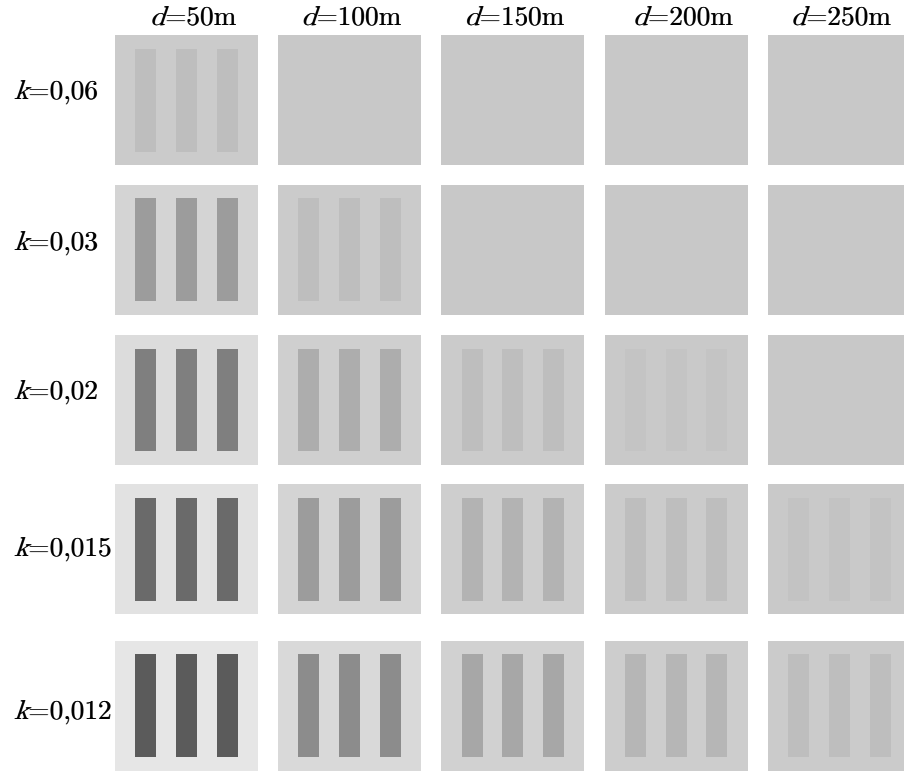


FIG. 3.11 – Atténuation du contraste sur des cibles à différentes distances d plongées dans des brouillards de densité k variable. Les cibles sont numérotées de 1 à 25 de gauche à droite et de haut en bas.

Paramètres liés à la dégradation des images Nous dégradons les images en leur ajoutant du bruit gaussien avec un écart-type de deux niveaux de gris. Ultérieurement, nous pourrions rendre les images floues (flou gaussien, flou de bougé) pour tenir compte des contraintes des caméras embarquées.

Critères d'évaluation

Robustesse au bruit Nous cherchons à comparer l'image f_c des contrastes sur la cible sans bruit et \tilde{f}_c l'image des contrastes obtenue après ajout de bruit sur la cible f . Les métriques que nous employons pour évaluer la robustesse au bruit des algorithmes sont des plus classiques dans le domaine de la qualité d'images, à savoir MSE « Mean Square Error » et $PSNR$ « Peak Signal to Noise Ratio ».

$$MSE = \frac{1}{49t^2} \sum_{i=1}^{7t} \sum_{j=1}^{7t} \left(f_c(i, j) - \tilde{f}_c(i, j) \right)^2 \quad (3.31)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \text{ (dB)} \quad (3.32)$$

Confiance sur la détection Pour évaluer la confiance T que nous avons sur la détection d'une cible considérée comme visible, nous comptons le nombre de points détectés ayant un contraste supérieur à 5 % sur l'ensemble des fenêtres de calculs V_i contenues sur la cible considérée f .

Cette confiance T est ramenée à un pourcentage NT en la rapportant au nombre de points de contour de la cible. Ceci normalise la confiance vis à vis de la taille de la cible :

$$T = \sum_{V_i \in f} \text{card } F_i(s_{opt_i}) \quad (3.33)$$

$$NT = T/36t \quad (3.34)$$

Dans cette formule, nous assimilons le nombre de points détectés ayant un contraste supérieur à 5 % au nombre de points appartenant à la frontière optimale. Ce n'est qu'une approximation, car ce n'est qu'une condition nécessaire. Pour calculer le cardinal réel de l'ensemble, il faudrait vérifier, pour chaque couple de pixels appartenant à la frontière correspondant au seuil optimal, que son contraste est bien supérieur à 5 %. La différence étant minime et ayant un coût calculatoire élevé, nous ne le faisons pas et binarisons simplement le voisinage à l'aide du seuil optimal trouvé.

En outre, cela sert uniquement à visualiser le calcul de contraste. Cette approximation n'aura plus lieu d'être quand on calculera la distance de visibilité, car on ne fait que calculer le contraste. En effet, on ne visualise pas les pixels ayant un contraste supérieur à 5 %.

Précision de la mesure Maîtrisant la densité du brouillard, nous connaissons le contraste théorique C de la cible plongée dans un brouillard de densité k à la distance d .

$$C = \frac{(L_{b_0} - L_{n_0})e^{-kd}}{L_{b_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd})} \quad (3.35)$$

Pour mesurer la précision, nous proposons de calculer la moyenne \tilde{C} du contraste mesuré sur les contours de la cible sur l'ensemble des n fenêtres de calcul V_i . Pour la méthode de Köhler, \tilde{C} s'exprime ainsi :

$$\tilde{C} = \frac{1}{n} \sum_{V_i \in f} C_i(s_{opt_i}) \quad (3.36)$$

Finalement, avec ces notations, la précision P peut s'exprimer de la manière suivante :

$$P = \frac{|C - \tilde{C}|}{C} \quad (3.37)$$

Taux de fausses détections Le taux de fausses détections est le nombre de points détectés comme visibles en dehors du contour de la cible rapporté aux nombres de points de la cible moins les points du contour.

Résultats

Évaluation qualitative Les méthodes sont de natures différentes et les résultats s'en ressentent. Gordon a une approche région. En particulier, le contraste est nul au niveau des contours. En outre, la méthode ne semble pas en mesure de détecter les cibles de la diagonale de la figure 3.11 (contraste juste à 5 %) en présence de bruit gaussien additif. Pour ces raisons, nous n'avons pas cherché à la comparer de manière quantitative aux deux autres.

Beghdadi prend en compte les contours présents dans sa fenêtre d'analyse. Le contraste n'est donc pas nul au niveau des contours. A contrario, le contraste des points n'appartenant pas aux contours est non nul sur une largeur égale à la taille de la fenêtre d'analyse. Cela explique en partie pourquoi la méthode de Beghdadi commet de nombreuses fausses détections. On peut dire qu'intrinsèquement, la méthode de Beghdadi n'est pas précise spatialement.

Notre méthode n'évalue le contraste qu'au niveau des contours. A priori, celle-ci semble plus précise. Contrairement aux deux autres méthodes, l'image des contrastes obtenue par Köhler ne comporte pas de fausses détections. Ces résultats sont bien visibles sur la figure 3.12.

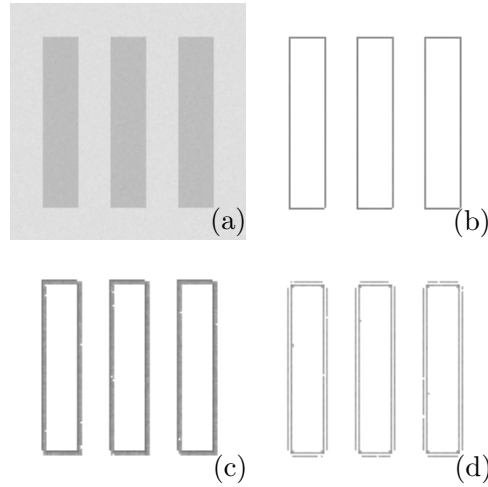


FIG. 3.12 – Détection du contraste sur une cible par les différentes méthodes. (a) Mire avec $t = 20$ $\sigma = 2$ $k = 0,02$ $d = 100$ m (b) Résultat obtenu par la méthode de Köhler modifiée, (c) Beghdadi, (d) Gordon.

Évaluation quantitative En l'absence de bruit, les deux méthodes ont une confiance maximale, i.e. tous les contours sont détectés et les précisions sont importantes. La méthode de Köhler ne commet pas de fausses détections, contrairement à la méthode de Beghdadi (cf. paragraphe 3.2.6).

En présence de bruit, à la vue des critères MSE et $PSNR$ (figures 3.13 et 3.14), les méthodes de Köhler modifiée et de Beghdadi semblent faire jeu égal. Aucune des deux méthodes ne semble se détacher réellement. Les valeurs de MSE sont très petites, ce qui tend à prouver la robustesse au bruit des deux approches. Les valeurs de $PSNR$ en sont d'autant plus grandes.

La méthode de Köhler a une confiance (figure 3.15) toujours supérieure à 95 %, alors que celle de Beghdadi n'a qu'une confiance de 70 % sur les cibles de la diagonale du panneau. Les méthodes ne détectent pas de points sur les cibles ayant un contraste inférieur à 5 %. Sur les cibles restantes, la confiance est égale à 100 % pour les deux méthodes.

La précision de la méthode de Köhler modifiée est supérieure à 80 % (figure 3.16). La méthode de Beghdadi fait mieux. On peut toutefois augmenter la précision de la méthode de Köhler modifiée. Pour cela, il suffit de diminuer la taille de la fenêtre d'analyse. Dans ce cas, cependant, la méthode de Köhler modifiée est sujette à davantage de fausses détections, même si ce nombre reste faible. Il y a donc un compromis à faire entre fausses détections et précision. Ce compromis n'est pas possible pour la méthode de Beghdadi car le nombre de fausses détections est directement lié à la taille de la fenêtre d'analyse (cf. paragraphe 3.2.6).

Par contre, outre cette explication, la méthode de Beghdadi commet également un certain nombre de fausses détections liées à la présence de bruit (figure 3.17). La méthode de Köhler en commet très peu.

Bilan

Les critères de sensibilité au bruit ont montré que les deux méthodes sont pareillement robustes. De même, les deux méthodes font jeu égal en termes de précision de mesure du contraste, même si la méthode de Beghdadi semble faire un peu mieux sur les valeurs élevées de contraste. Or, l'enjeu, dans notre application, se situe dans les faibles valeurs de contraste. Cela ne pose donc pas un problème majeur. Notre méthode, inspirée de Köhler, fait mieux que celle de Beghdadi en termes de confiance et de fausses détections. Son avantage majeur, compte tenu de l'application envisagée, est de commettre moins de fausses détections et donc d'être plus précise spatialement en termes de détection de contours.

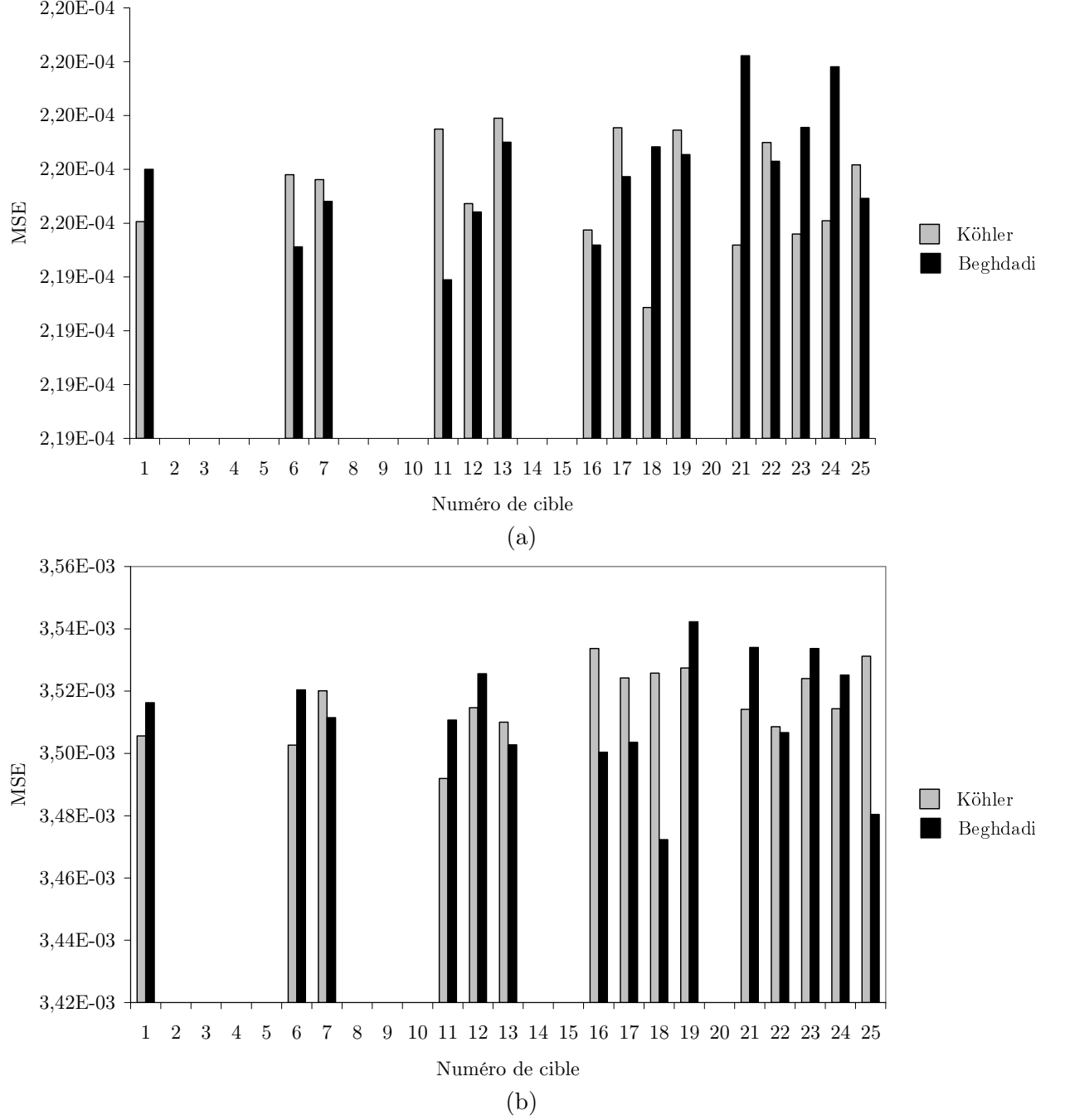


FIG. 3.13 – MSE obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

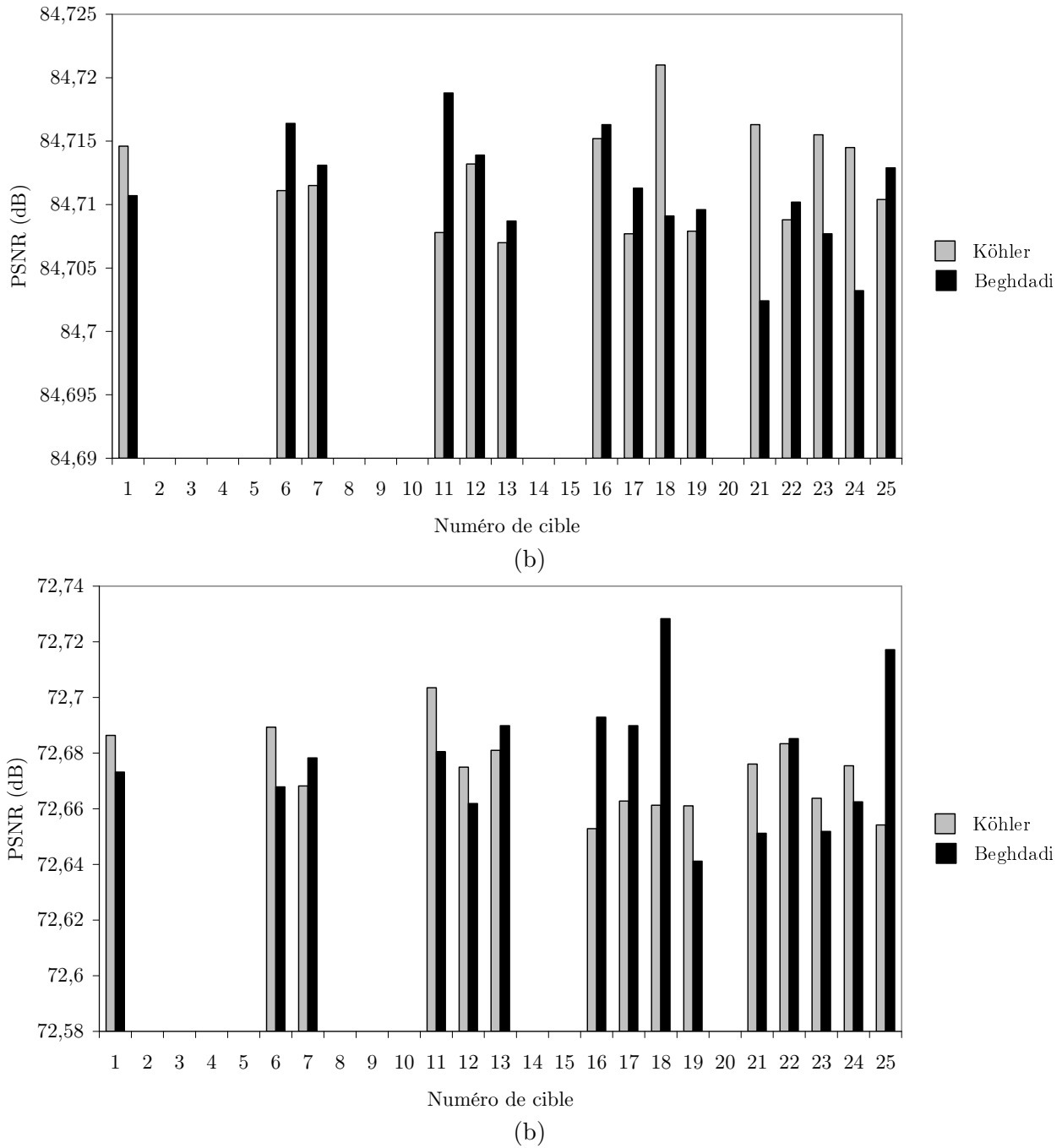


FIG. 3.14 – PSNR obtenu pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

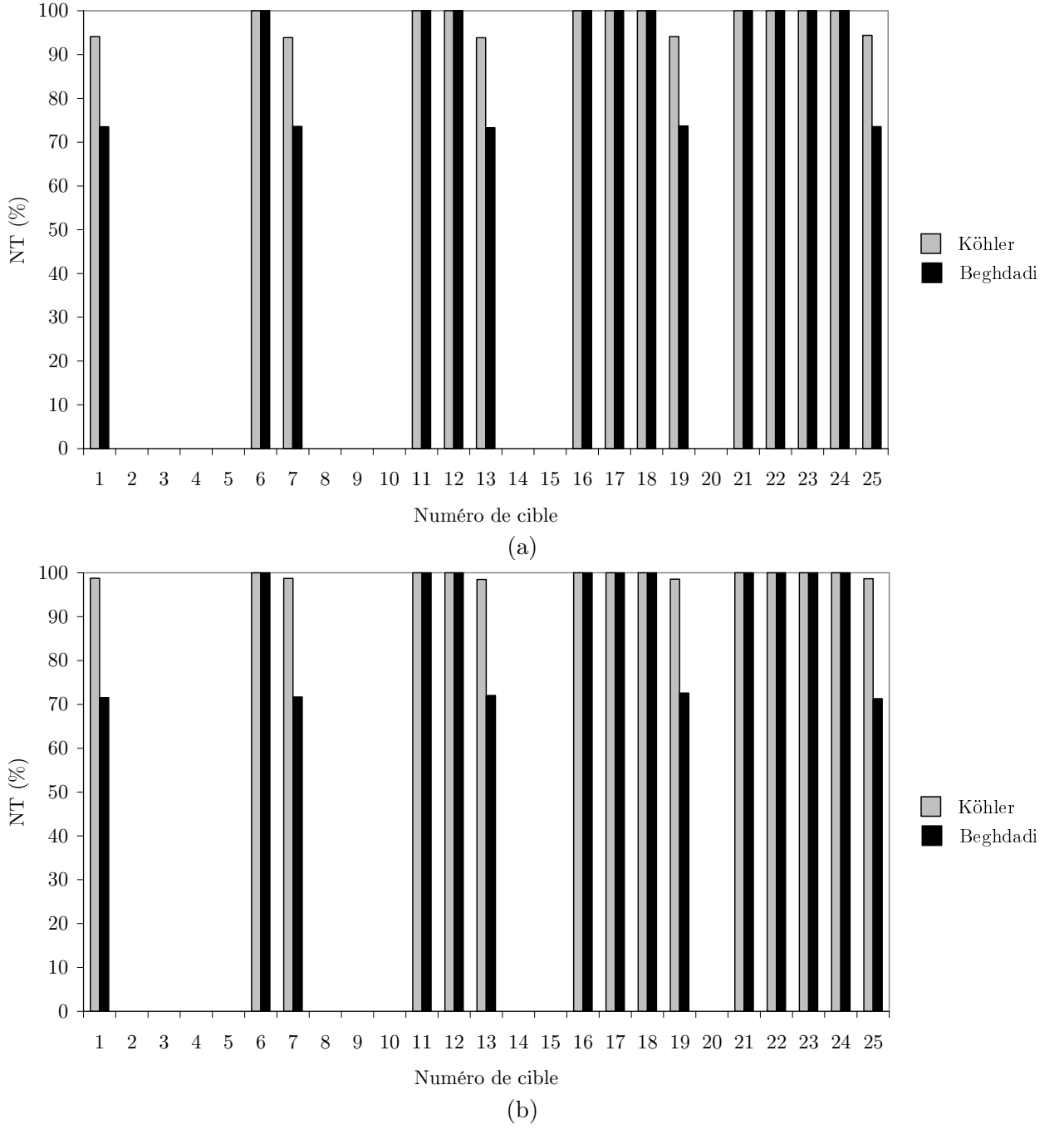


FIG. 3.15 – Confiance normalisée obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

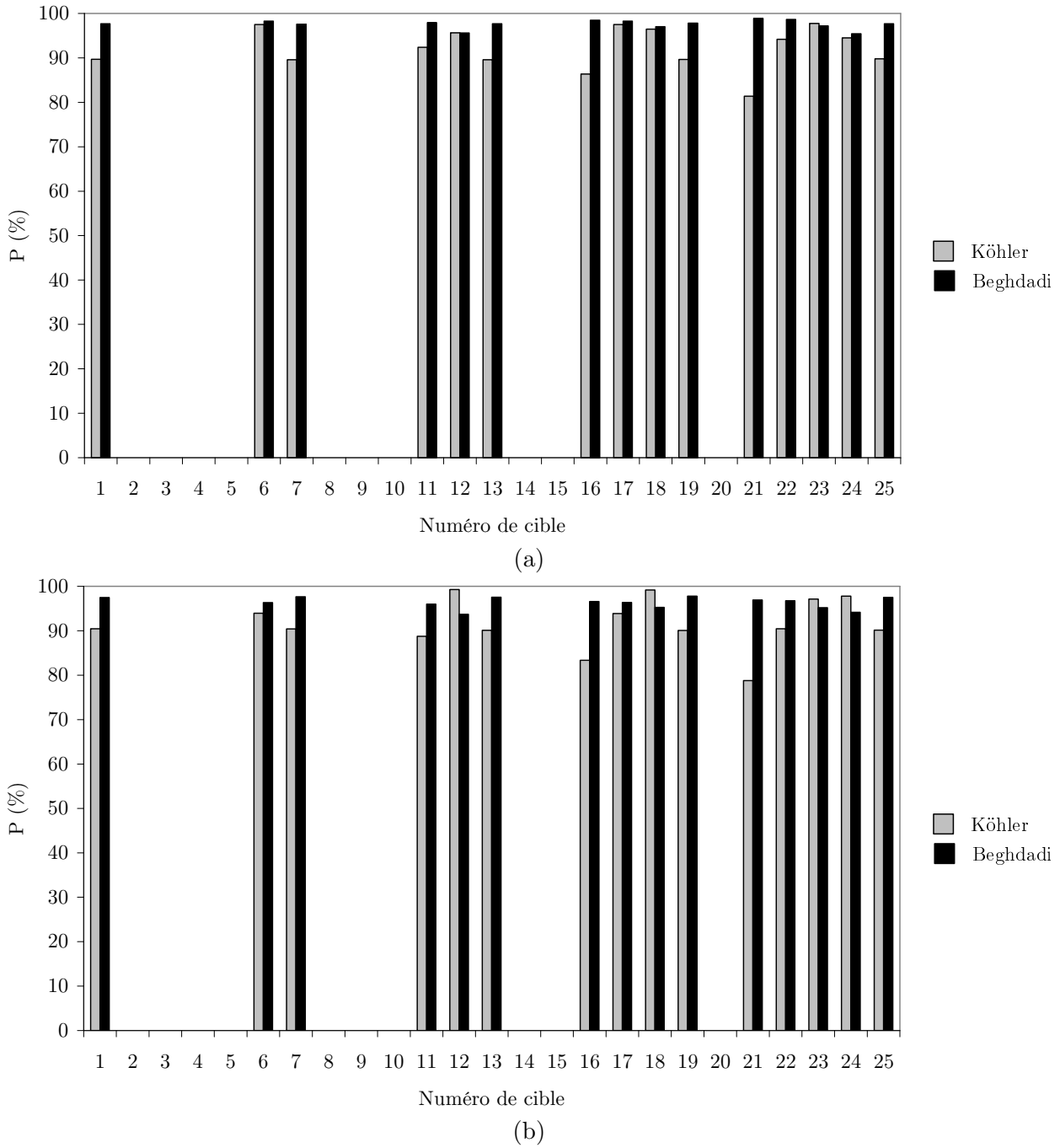


FIG. 3.16 – Précision obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

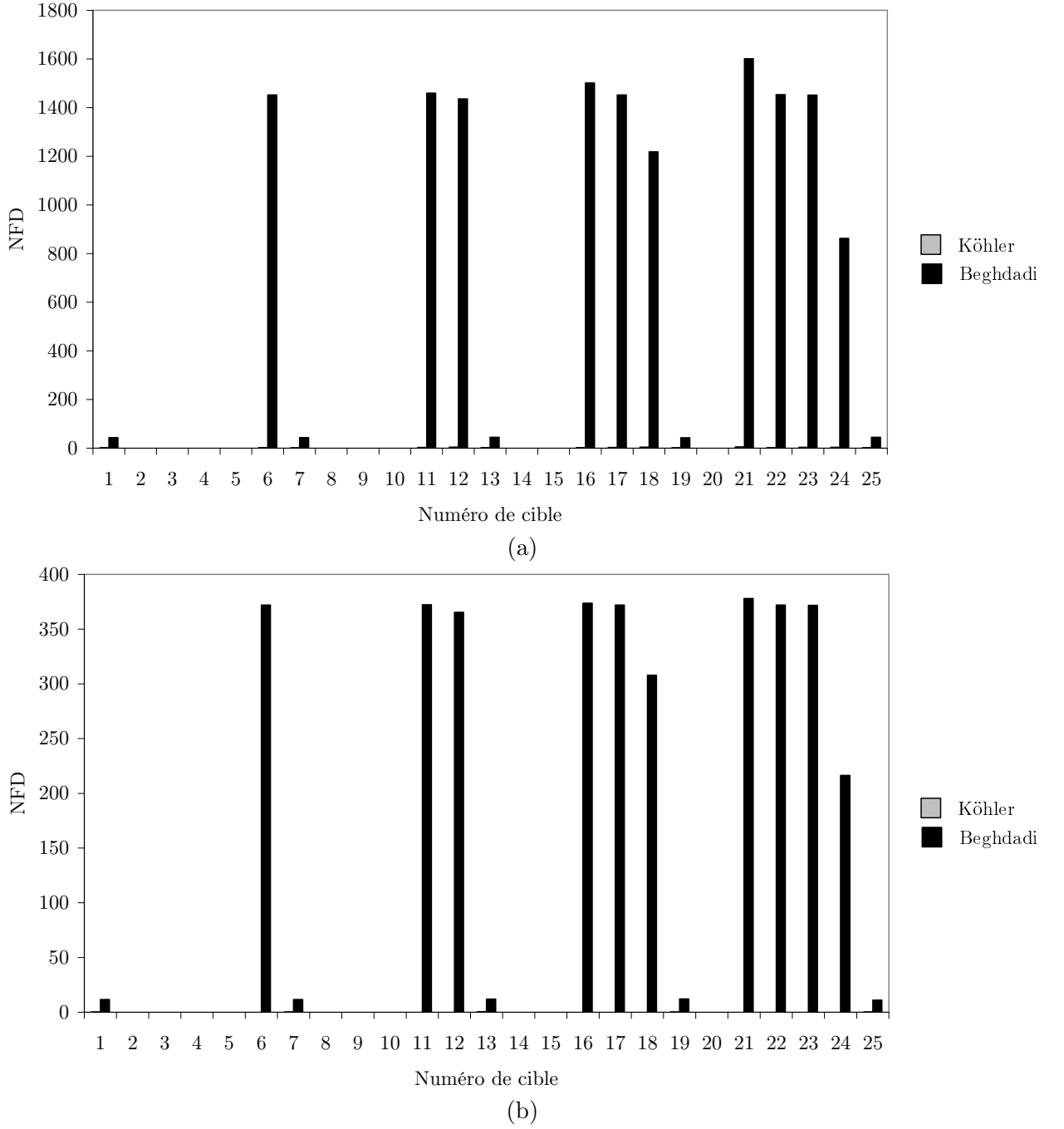


FIG. 3.17 – Taux de fausses détections obtenus pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

3.2.7 Exemples de résultats

Nous présentons sur la figure 3.18 quelques exemples de résultats sous diverses conditions météorologiques.

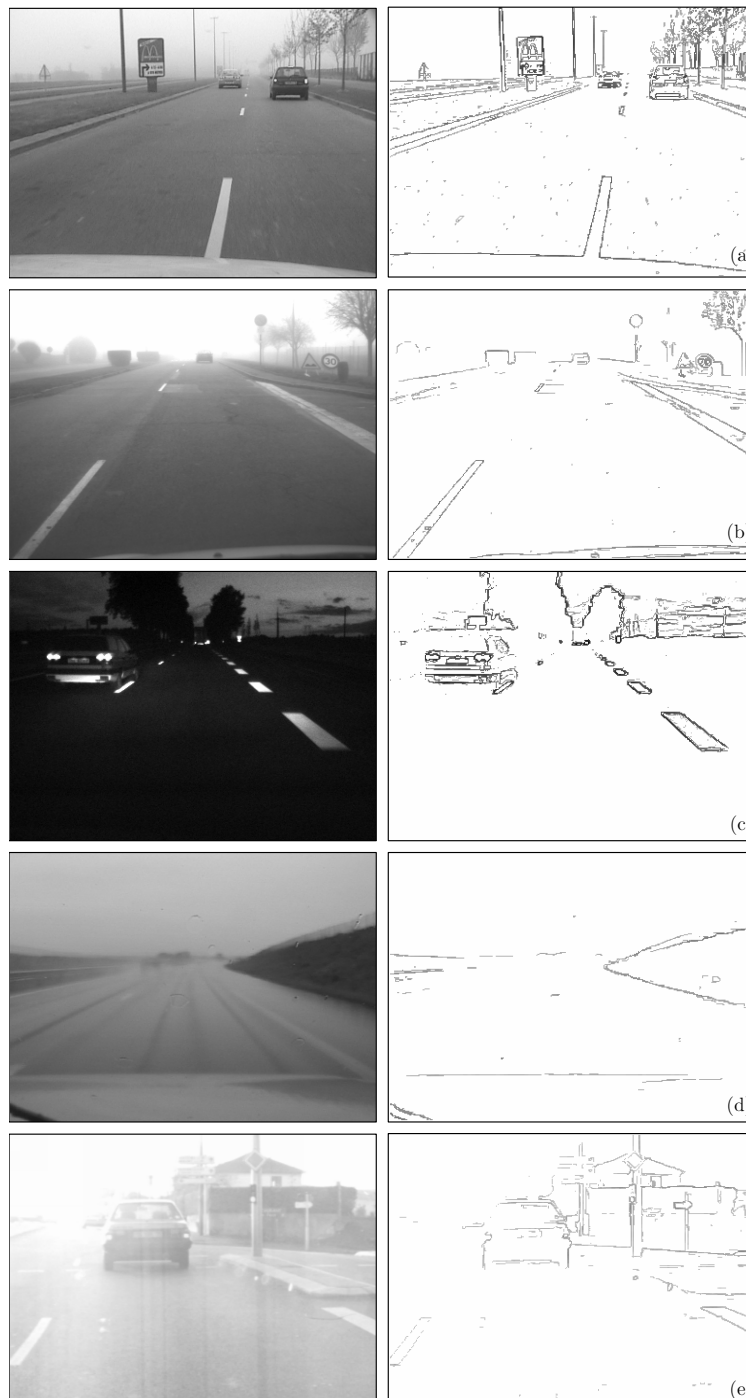


FIG. 3.18 – Illustration du calcul de contraste sur différentes scènes routières. Gauche : image originale. Droite : primitives de contraste au sens logarithmique supérieur à 5 %; (a) brouillard léger, (b) brouillard dense, (c) nuit, (d) pluie forte, (e) éblouissement.

3.3 Recherche d'une télémétrie adaptée

Nous venons de présenter une technique de calcul du contraste supérieur à 5 %, qui s'avère performante par rapport aux autres méthodes présentes dans la littérature et adaptée à nos besoins. Pour pouvoir mesurer la distance de visibilité mobilisée, il nous reste à estimer la distance dans la scène des primitives de contraste supérieur à 5 %. Ce paragraphe se propose de faire un tour d'horizon non exhaustif de la littérature sur ce sujet.

3.3.1 Problématique

Estimer, à l'aide d'une seule caméra, la profondeur d'un objet quelconque dans une scène quelconque est une tâche ardue. En effet, la géométrie projective nous apprend qu'il n'est pas possible d'accéder directement à la profondeur d'un pixel dans l'image. Ce problème est généralement surmonté en adoptant l'hypothèse d'un monde plan, qui permet d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Cependant, la profondeur sur les objets verticaux est incorrecte et reste inconnue sans hypothèse supplémentaire. De nombreuses autres techniques existent. Nous nous proposons dans le paragraphe 3.3.2 de citer certaines techniques utilisées dans le domaine des systèmes de transports intelligents.

En revanche, en utilisant deux caméras, il est théoriquement possible d'accéder directement à la profondeur de chaque point de la scène par un processus de triangulation. Contrairement à l'utilisation d'une seule caméra, aucune hypothèse sur la nature des objets présents dans la scène n'est nécessaire. Cependant, le résultat final est très sensible au calibrage du capteur stéréoscopique et il y a un compromis à réaliser entre complexité algorithmique et précision lorsque l'on cherche à mettre en correspondance les deux images. Nous proposons de détailler ce problème classique en vision artificielle dans le paragraphe 3.3.3.

3.3.2 Utilisation d'une seule caméra

Il est impossible d'estimer simplement la profondeur dans les images à l'aide d'une seule caméra. Ceci est dû au principe même de projection des objets sur le plan image. Sans modèle de la taille des objets à détecter dans l'image, il est impossible de distinguer si l'objet est petit et proche ou si l'objet est grand et éloigné. C'est le cas de la figure 3.19. Les deux objets, pourtant à deux profondeurs différentes, ont la même image.

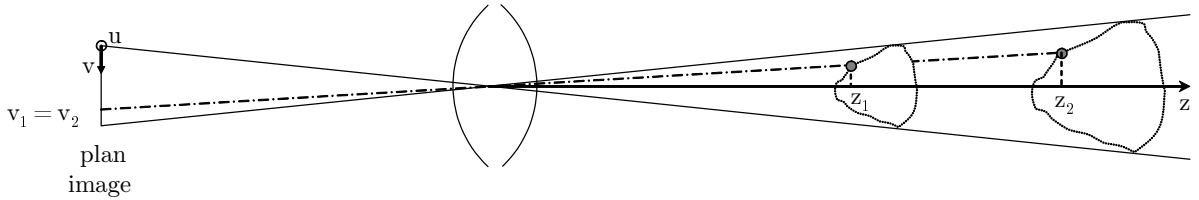


FIG. 3.19 – Principe de non détermination des distances par mono-caméra.

Pour pouvoir mesurer des distances avec une seule caméra, il faut donc faire une ou plusieurs hypothèses supplémentaires. L'hypothèse la plus communément adoptée est celle d'un monde plan. C'est-à-dire que l'on suppose qu'il existe une homographie entre le plan de l'image et un plan de la scène. Ceci permet alors d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Pour la

mettre en œuvre, il faut détecter les éléments de l'image appartenant à ce plan de recalage homographique, qui, dans notre cas, est la surface de la route. Par exemple, dans le chapitre consacré à l'exploitation du voile atmosphérique, les objets appartenant au monde plan sont détectés par un critère d'homogénéité : en supposant que les pixels en bas de l'image appartiennent à la route, on remonte progressivement dans l'image et on agrège les pixels qui ressemblent à ceux situés en-dessous d'eux.

Plus généralement, les techniques qui cherchent la surface de la route sont assez nombreuses. Une première famille de méthodes recherche la surface de la route par un processus de segmentation. Les techniques par segmentation couleur [Crisman et Thorpe, 1993] [Turk *et al.*, 1988] ou texture [Aufrère *et al.*, 2000] [Yahiaoui et de Saint Blancard, 1993] sont les principales approches développées. Une deuxième famille recherche la surface de la route en détectant ses contours [Broggi, 1995] [Pomerleau, 1995] [Ieng *et al.*, 2004] [Aufrère *et al.*, 2001]. Malgré tout, ces méthodes ne nous conviennent pas car elles se restreignent à l'étude d'une partie de l'image, à savoir la route. Or les éléments visibles les plus éloignés peuvent très bien appartenir au plan de la route sans nécessairement être sur la route.

Pour ces raisons, nous avons développé en mono-caméra une technique plus générale. Connaissant le mouvement du véhicule à l'aide de capteurs proprioceptifs, nous recalons le plan de la route entre images successives à l'image de ce qui proposé dans [Stein *et al.*, 2000]. Par projection perspective, les objets appartenant au plan de la route se recalent d'une image à l'autre. À l'opposé, les objets verticaux sont déformés. Ce procédé permet, en théorie, de distinguer les points qui appartiennent au plan de la route des autres. Malheureusement, ne disposant pas d'un modèle correct du bruit de nos capteurs proprioceptifs, en particulier de notre centrale inertielle, nous n'avons pas pu tester la méthode autrement que sur des images de synthèse. Pour ces raisons, nous n'évoquerons pas davantage cette approche que nous comptons reprendre dans l'avenir.

3.3.3 Utilisation de plusieurs caméras

En ayant recours à la stéréovision, nous sommes en mesure de reconstruire la structure tridimensionnelle (3-D) de l'espace [Faugeras et Luong, 2001] et par là-même de nous affranchir de l'hypothèse d'un monde plan. Connaissant le modèle de projection de chaque caméra et la relation spatiale entre les deux caméras, il s'agit de calculer les coordonnées 3-D d'un point à partir de ses deux projections dans les deux images (cf. figure 3.20). C'est un processus de triangulation.

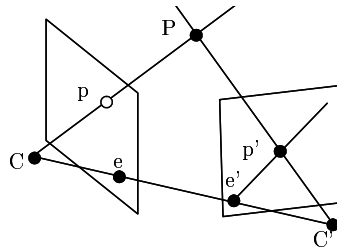


FIG. 3.20 — Processus de triangulation utilisé en stéréovision pour estimer la profondeur des objets. Notations utilisées : C et C' centres optiques des caméras ; e et e' épipoles, p et p' projection du point P de la scène dans les images.

Connaissant le modèle de projection et la relation spatiale entre les deux caméras, la stéréovision se résume finalement à un problème d'appariement ou de mise en correspondance, chaque couple étant formé d'un point d'une image apparié avec un point de l'autre image. Ce problème a une nature combinatoire et la seule façon de réduire cette combinatoire est de définir une ressemblance entre un point d'une image et un point de l'autre image et de mettre en œuvre des contraintes qui ont trait à la géométrie du capteur stéréoscopique, à la structure de la scène et des objets observés. Toujours pour des contraintes de temps réel, la plupart des approches existantes utilisent une carte éparse de disparité, c'est-à-dire une carte où l'appariement n'est réalisé qu'entre pixels appartenant à des contours.

3.4 Estimation des distances par stéréovision

Dans le paragraphe précédent, nous avons fait un tour d'horizon rapide sur les principales techniques d'estimation des distances en vision artificielle. L'utilisation d'un capteur stéréoscopique s'avère plus générique, car permettant, entre autres, de s'affranchir de l'hypothèse d'un monde plan. Dans ce chapitre, notre objectif est de construire une méthode générique de mesure de la distance de visibilité ayant un minimum d'hypothèses. La stéréovision semble donc plus adéquate. C'est pourquoi, nous y avons recours. Dans ce paragraphe, nous présentons tout d'abord notre capteur stéréoscopique. Puis, nous résumons l'approche « v-disparité », développée au sein du LIVIC. Celle-ci nous permet alors de construire une carte de distances de la scène routière de bonne qualité. L'étude de la portée, de la résolution du capteur stéréo et de son calibrage clôturent le paragraphe.

3.4.1 Présentation du capteur utilisé



FIG. 3.21 – *Disposition du capteur stéréoscopique dans le véhicule.*

Dans le véhicule, les deux caméras du capteur stéréoscopique sont installées derrière le pare-brise comme sur la figure 3.21. Les deux images du capteur stéréoscopique sont supposées appartenir au même plan et être à la même hauteur par rapport à la route. Cette disposition des caméras signifie que les lignes épipolaires sont parallèles. La distance entre les caméras, c'est-à-dire la base stéréoscopique, est notée b .

Comme dans le chapitre 2, dans le repère de l'image, la position d'un pixel est donnée par ses coordonnées (u, v) . Les coordonnées de la projection du centre optique dans l'image sont désignées par (u_0, v_0) . θ est l'angle entre l'axe optique de la caméra et l'horizontale. Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa longueur focale f , la taille horizontale t_{pu} et verticale t_{pv} d'un pixel. Nous utilisons aussi $\alpha_u = \frac{f}{t_{pu}}$ et $\alpha_v = \frac{f}{t_{pv}}$. De manière usuelle, nous considérons $\alpha_u \approx \alpha_v = \alpha$.

3.4.2 L'approche « v-disparité »

Ces travaux sont directement issus de la thèse de Raphaël Labayrade [Labayrade, 2004] effectuée au sein du LIVIC. Les principaux résultats sont résumés succinctement ici et sont détaillés davantage dans l'annexe D.

L'environnement est modélisé par des plans horizontaux, verticaux ou obliques par rapport au plan du capteur stéréoscopique. Vue de côté par rapport à l'axe optique de la caméra, la projection de ces plans est une ligne droite. Dans la suite, nous construisons et utilisons une représentation spécifique de l'image dans laquelle détecter une droite est équivalent à détecter un plan dans la scène. Pour cela, nous représentons la coordonnée v des pixels en fonction de leur disparité Δ et détectons les droites et les courbes dans cette image 2-D notée $I_{v\Delta}$, appelée image « v-disparité ».

Une carte de disparité I_{Δ} est calculée par mise en correspondances des maxima locaux du gradient horizontal. La mise en correspondance, fondée sur une corrélation normalisée autour du maximum local, est simple et relativement fiable. Pour le couple d'images tests (cf. figures 3.22a et 3.22b), obtenues par temps de brouillard, une telle carte de disparité a été calculée et est donnée sur la figure 3.22c.

Une fois I_{Δ} calculée, l'image « v-disparité » est construite en accumulant les pixels de même disparité dans I_{Δ} le long de l'axe vertical \vec{v} . Elle est représentée sur la figure 3.22d. Puis les lignes droites sont détectées dans $I_{v\Delta}$ grâce à une transformée de Hough [Hough, 1962]. Cela conduit à extraire des surfaces globales, qui correspondent soit à la surface de la route soit à des obstacles, comme sur la figure 3.22e.

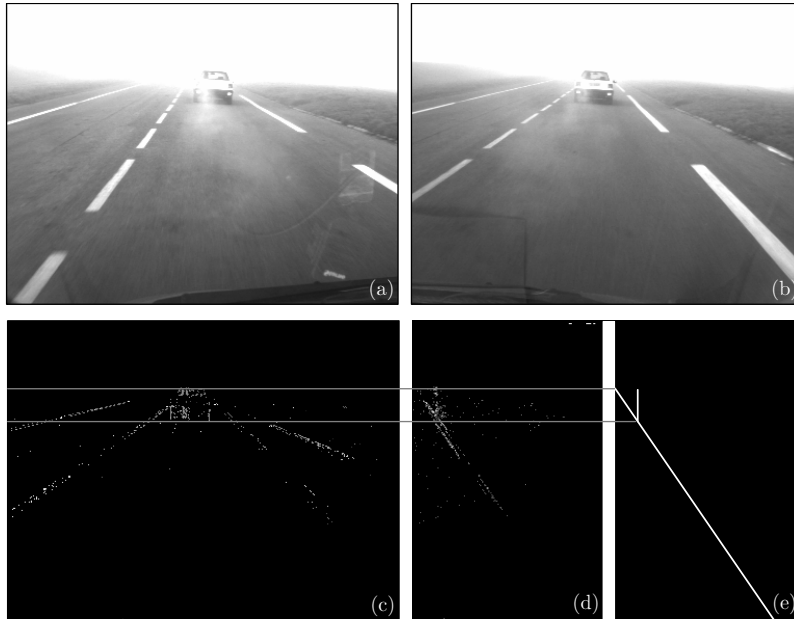


FIG. 3.22 – Construction de l'image « v-disparité ». (a) Image gauche de la paire stéréoscopique; (b) Image droite de la paire stéréoscopique; (c) Carte éparsse de disparité; (d) Projection cumulative sur le plan « v-disparité » à partir de la carte éparsse de disparité; (e) Extraction des plans route et obstacle à partir de l'image « v-disparité ».

3.4.3 Amélioration de la carte de disparité

De manière à calculer rapidement l'image de « v-disparité », une carte de disparité éparsée et irrégulière a été construite. Cette carte de disparité peut contenir de faux appariements, ce qui nous empêche de l'utiliser directement comme carte de distances de l'environnement. Grâce aux surfaces globales extraites à partir l'image « v-disparité », il est possible de construire une nouvelle carte de disparité contenant beaucoup moins de faux appariements. Voici comment nous proposons de procéder. Pour obtenir plus de détails, on peut se référer à la thèse de Raphaël Labayrade [Labayrade, 2004].

Pour chaque point de la scène à apparier, nous calculons son score de corrélation pour les disparités correspondant à chacune des surfaces globales extraites sur l'image de « v-disparité », et ce en utilisant la même méthode de corrélation que précédemment. À partir de là, trois situations peuvent se présenter.

Premièrement, le score de corrélation est maximum pour la disparité correspondant à la surface de la route. Dans ce cas, nous affectons au pixel courant cette valeur de disparité.

Deuxièmement, le score de corrélation est maximum pour une disparité correspondant à un plan vertical. Dans ce cas, le pixel est supposé appartenir à un plan obstacle. Nous mettons alors ce pixel en évidence pour signaler dans la carte de disparité, la probabilité de présence dans le voisinage d'un objet vertical. En effet, tous les pixels des plans obstacles ne pourront pas tous être mis en évidence de cette façon, car il y aura encore des faux appariements sur ces plans verticaux à cause de la présence de nombreux contours quasi-horizontaux, plus difficiles à apparier que les pixels appartenant à la surface de la route.

En mettant ainsi les pixels obstacles en évidence, on contourne le problème. En effet, par la suite, en cas de pixels obstacles présents dans un voisinage, il est possible de supputer la présence d'un objet vertical et par là-même de faux appariements potentiels. Ainsi, on ne pas prendra en compte ce voisinage, où la profondeur est incertaine, pour calculer le contraste

Troisièmement, le score de corrélation est faible pour les différents plans extraits à partir de l'image « v-disparité ». Dans ce cas, pour les mêmes raisons que dans le cas précédent, ce pixel est mis en évidence.

Au final, les faux appariements qui existaient dans la première carte de disparité, en particulier à la surface de la route, sont enlevés. Ainsi, les pixels appartenant à la surface de la route ont une disparité cohérente vis-à-vis de l'image « v-disparité ». En outre, les pixels correspondant à des objets verticaux ou dont la disparité est sujette à caution sont mis en évidence. Nous obtenons une carte de disparité avec un minimum de faux appariements en un temps de calcul très court. En effet, il faut environ 40 ms pour effectuer l'ensemble du processus de calcul d'une telle carte de disparité sur une image $\frac{1}{4}$ PAL (360×288) au moyen d'un PC équipé d'un processeur Intel Pentium IV cadencé à 2,4 GHz, ce qui est fort raisonnable. Des exemples de cartes de disparité sont donnés sur la figure 3.23.

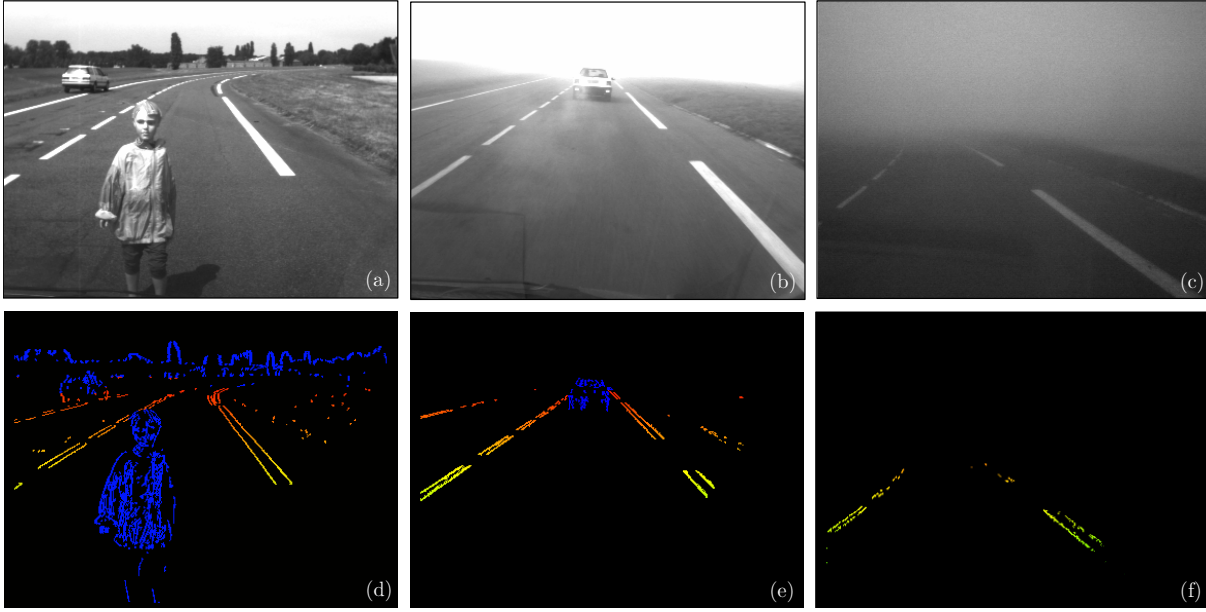


FIG. 3.23 — Images droites originales de la paire stéréoscopique et cartes de disparité améliorées obtenues à partir des surfaces globales extraites par la première passe de l'algorithme. La disparité est parfaitement connue à la surface de la route. Les objets verticaux sont mis en évidence : (a)(d) beau temps ensoleillé ; (b)(e) temps de brouillard diurne ; (c)(f) brouillard à la tombée de la nuit.

3.4.4 Portée et résolution du capteur stéréoscopique

Compte tenu de ses qualités, la carte de disparité améliorée obtenue au paragraphe précédent peut être utilisée comme carte de distances ou de profondeurs de l'environnement du véhicule. Avec les notations du paragraphe 3.4.1, la profondeur D d'un pixel de disparité Δ s'exprime par :

$$D = \frac{b(\alpha \cos \theta - (j - v_0) \sin \theta)}{\Delta} \approx \frac{\alpha b}{\Delta} \quad (3.38)$$

où j désigne la hauteur en pixels dans l'image.

La surface S couverte par un pixel de disparité Δ , autrement dit la résolution du capteur, s'exprime alors par :

$$S \approx \frac{\alpha b}{\Delta(\Delta + 1)} \quad (3.39)$$

Ces formules sont illustrées sur la figure 3.24 pour des valeurs de disparité variant de 1 à 100 pour les caméras couramment utilisées au sein du LIVIC. Nous pouvons dire que la résolution du capteur est très bonne pour les grandes disparités. Pour les très petites disparités, cela est moins bon. Ainsi pour une disparité de 1, qui représente une distance 500 m environ, l'incertitude est de 250 m. Nous pouvons donc considérer que la portée maximale du capteur est de 250 m.

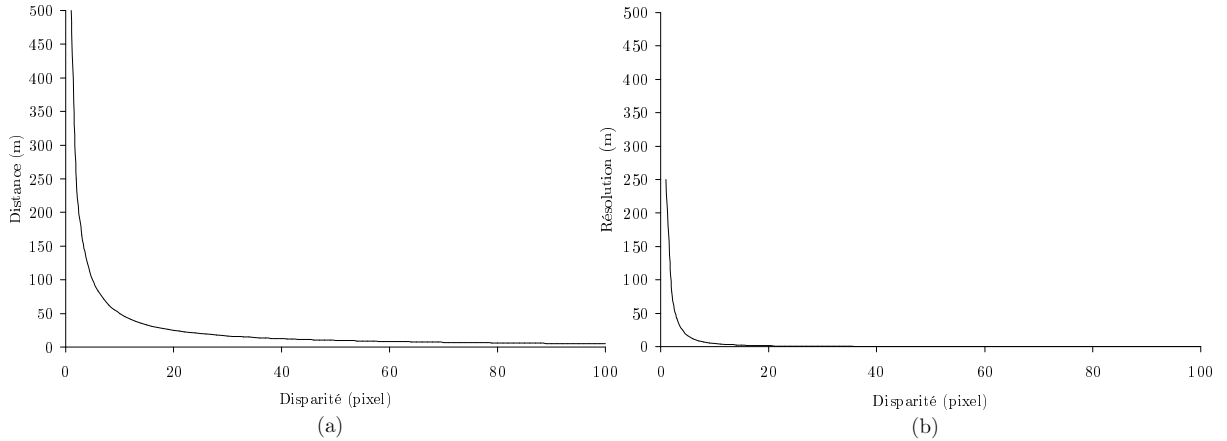


FIG. 3.24 – Illustration de la formule de calcul de la profondeur associée à un point de disparité Δ . Paramètres utilisés : $\alpha=500$, $b = 1$ m

3.4.5 Calibrage du capteur

Pendant la durée de la thèse, le processus de calibrage du capteur stéréoscopique a évolué et évolue toujours. Premièrement, un système de grilles peintes sur le sol permet de configurer les capteurs. Un système de vis sur les supports de caméras permet de régler les différents axes des caméras l'une par rapport à l'autre. Puis, un système de calibrage classique à l'aide de mires a été mis en place. A partir d'images de ces mires prises sous différents angles, la matrice d'homographie permettant de passer d'un repère caméra à l'autre est calculée. Il suffit par la suite de redresser les images acquises à l'aide de cette matrice d'homographie pour que les lignes épipolaires soient à nouveau parallèles. Le calibrage est donc hors ligne et le recalage homographique en ligne. Enfin, à l'heure où ce document est rédigé, un algorithme de calcul en ligne de la matrice d'homographie est en cours de mise au point.

3.5 Mesure de la distance de visibilité mobilisée

Le paragraphe 3.2 a permis de développer une méthode de calcul du contraste supérieur à 5 % adaptée à nos besoins. Le paragraphe 3.4 a présenté une technique utilisant la stéréovision capable d'estimer la distance des objets appartenant à la surface de la route de manière fiable. Nous avons donc désormais tous les briques nécessaires pour estimer la distance de visibilité mobilisée, ce que faisons dans ce paragraphe.

3.5.1 Combinaison directe disparité-contraste

La première approche qui vient rapidement à l'esprit consiste à changer la primitive servant à apparier les points entre les images droite et gauche. Dans l'approche « v-disparité », la primitive utilisée est le maximum local (supérieur à un certain seuil) du gradient horizontal. On peut très bien imaginer de remplacer cette primitive par le calcul des contrastes horizontaux supérieurs à 5 %. De cette façon, la distance de visibilité serait égale à la profondeur associée au pixel possédant la plus petite disparité. Cette approche est simple. Son avantage majeur est de remplacer le seuil de gradient, qui est choisi de manière empirique, par le seuil de contraste de 5 %.

Cependant, bien que le temps de calcul du contraste ait été fortement réduit, il est toujours trop important pour s'effectuer en temps réel sur l'image entière. De plus, pour apparier les points entre les images droite et gauche, il doit être calculé sur les deux images. Nous avons besoin de 350 ms sur un Intel Pentium IV 2,4 GHz pour calculer les contrastes sur une image $\frac{1}{4}$ PAL. En comparaison, le temps de calcul des gradients horizontaux est inférieur à 10 ms, même si le seuil est très bas. Il nous faut donc envisager une autre solution.

3.5.2 Combinaison rapide disparité-contraste

Principe

Le calcul des contrastes localise précisément les contours mais est coûteux en temps de calcul. Inversement, le calcul des gradients est rapide mais n'est pas précis au niveau des contours. Par conséquent, en utilisant les gradients horizontaux, l'image de « v-disparité » est plus dense tout en étant plus rapide à calculer. L'extraction de la surface 3-D est donc plus rapide et plus fiable. Cependant, nous devons nous assurer que le seuil de gradient est assez bas de manière à traiter le plus de points ayant un contraste supérieur à 5 %, mais également assez haut pour ne pas prendre de bruit en considération. Il a été vu dans le paragraphe 3.2.6 que le bruit sur nos caméras est gaussien avec un écart-type σ de 1 à 2 niveaux de gris. De manière à ne pas prendre de bruit en considération, le seuil bas de gradient à considérer est donc de 3σ , c'est-à-dire 6.

Il est possible de tirer avantage des deux techniques tout en réduisant le temps de calcul par rapport à ce qui est nécessaire pour effectuer les deux calculs séparément. La méthode consiste à calculer la carte de disparité améliorée en utilisant les gradients horizontaux supérieurs à 6 puis à la balayer. Puisque les objets les plus éloignés sont au niveau de la ligne d'horizon, le balayage démarre au niveau de celle-ci. Dans chaque voisinage où un point de disparité est connu, nous calculons le contraste. Le processus s'arrête dès lors qu'un contraste supérieur à 5 % est trouvé. La distance de visibilité est alors la profondeur de l'élément de l'image ayant un contraste supérieur à 5 %. L'algorithme est détaillé dans ce qui suit. Des exemples de résultat final sont présentés sur la figure 3.25.

Algorithme développé

Quelques définitions préalables

- Soit I_d l'image droite de la paire stéréoscopique,
- Soit V_d la fenêtre appartenant à I_d centrée sur le pixel (i,j) ,
- Soit I_Δ l'ensemble des pixels dont la disparité est connue,
- Soit V_Δ l'ensemble des pixels appartenant à V_d dont la disparité est connue,
- Soit I_o l'ensemble des pixels considérés comme n'appartenant pas à la surface de la route,
- Soit V_o l'ensemble des pixels appartenant à V_d considérés comme n'appartenant pas à la surface de la route,
- Soit χ l'opérateur qui calcule l'ensemble des pixels appartenant à V_d et possédant un contraste supérieur à 5 %,
- Soit D l'opérateur qui retourne la profondeur du pixel $P(i,j)$ de disparité Δ (cf. Eq. (3.38)).

Balayage de la carte de disparité améliorée

Une fois le calcul de la carte de disparité améliorée achevé, nous la balayons de gauche à droite

en partant de la ligne d'horizon au moyen d'une fenêtre glissant V_d . Citons les différents cas de figure possibles :

- La fenêtre considérée ne contient pas de pixels ayant une disparité connue :

$$V_\Delta = \emptyset \quad (3.40)$$

Dans ce cas, nous passons à la prochaine position de fenêtre.

- La fenêtre considérée contient des pixels dont la disparité est connue mais aussi des pixels considérés comme des obstacles :

$$V_\Delta \neq \emptyset \text{ et } V_o \neq \emptyset \quad (3.41)$$

Puisque les pixels obstacles peuvent être plus proches du capteur que d'autres appartenant à la surface de la route, nous passons à la prochaine position de fenêtre.

- La fenêtre considérée contient des pixels dont la disparité est connue et aucun point considéré comme obstacle :

$$V_\Delta \neq \emptyset \text{ et } V_o = \emptyset \quad (3.42)$$

Dans ce cas, nous calculons $\chi(V_d)$. Si $\chi(V_d) = \emptyset$, nous passons à la prochaine position de fenêtre. Sinon, nous pouvons définir l'ensemble E_v des pixels de disparité connue et de contraste supérieur à 5% :

$$E_v = V_\Delta \cap \chi(V_d) \quad (3.43)$$

Deux sous-cas sont considérés :

- . Si $E_v \neq \emptyset$, la distance de visibilité mobilisée est la distance associée au pixel appartenant à E_v et possédant la plus petite disparité :

$$V_{mob} = \max_{P \in E_v} D(P) \quad (3.44)$$

Si $E_v = \emptyset$, la distance de visibilité mobilisée est la distance associée au pixel appartenant à V_Δ ayant la plus petite disparité :

$$V_{mob} = \max_{P \in V_\Delta} D(P) \quad (3.45)$$

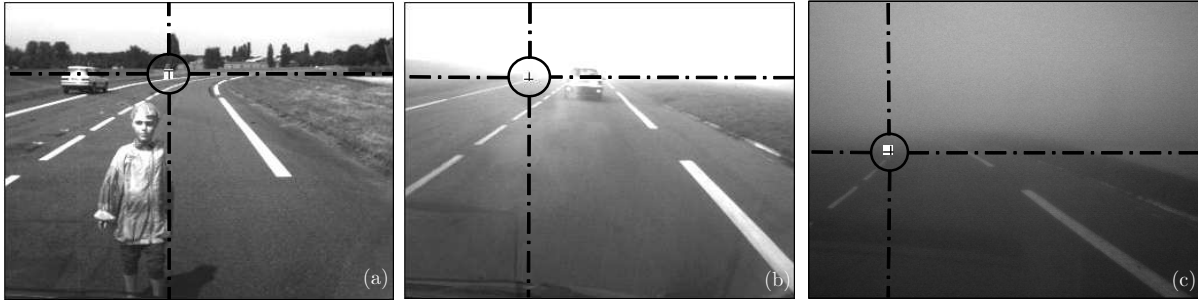


FIG. 3.25 – Résultat final du calcul de distance de visibilité mobilisée : le voisinage le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %, au sein duquel la disparité d'un pixel est connue, est peint en blanc. Le pixel en question est représenté par une croix noire sur le voisinage : (a) beau temps ($V_{mob} \approx 260$ m); (b) brouillard diurne ($V_{mob} \approx 75$ m); (c) brouillard à la tombée de la nuit ($V_{mob} \approx 40$ m.)

3.5.3 Vue synoptique et bilan de la méthode

Par construction, la méthode a tous les avantages de l'approche « v-disparité ». Elle est rapide, permet une détection longitudinale robuste des objets verticaux au-dessus de la surface de la route et est valide sur route non plane. En outre, le calcul de la carte de disparité en deux passes permet de supprimer les faux appariements à la surface de la route. Combinée avec le calcul du contraste local, en présence de brouillard dense, les résultats de mesure de visibilité sont cohérents avec la méthode exploitant le voile atmosphérique diurne. En cas de visibilité plus élevée, elle se montre d'ailleurs plus stable que cette dernière, bien que la position de la fenêtre au sein de laquelle la visibilité est estimée saute constamment de position. En outre, l'exploitation de la structure spécifique de la carte de disparité améliorée permet d'obtenir la distance de visibilité avec un minimum d'étapes de calcul du contraste.

Cependant, la méthode est locale et est donc nécessairement sensible aux faux appariements. En particulier, les contours horizontaux des objets verticaux posent problème. C'est le cas remarquable du toit des véhicules suivis. Certains de ces points sont assimilés à la surface de la route. Comme ils sont hauts dans l'image, la distance de visibilité est donc artificiellement élevée. Une solution consiste à positionner un cadre englobant autour de l'objet vertical détecté. Malheureusement, autant la détection des objets par l'approche « v-disparité » est robuste longitudinalement, autant la détection des bords droit et gauche des objets est problématique, à cause du faible nombre de pixels dont la disparité est connue au niveau des contours horizontaux. En utilisant l'approche « u-disparité », les bords droit et gauche des objets ne sont donc pas connexes et donc difficiles à identifier. Enfin, l'inconvénient majeur de la méthode est qu'elle ne calcule la distance de visibilité que sur les objets appartenant à la surface de la route et ce pour deux raisons :

- l'absence de faux appariements à la surface de la route,
- la structure de la carte de disparité améliorée, où les objets rencontrés en balayant l'image de haut en bas à partir de ligne d'horizon sont de plus en plus près du capteur, est adaptée à une mesure rapide de la distance de visibilité.

Dans le paragraphe suivant, nous proposons une méthode permettant de conserver ces deux points forts et exploitant complètement toutes les données 3-D de la scène. En outre, la détection du masquage par des véhicules est améliorée.

Voici un synoptique présentant l'organisation du processus de mesure de la distance de visibilité mobilisée :

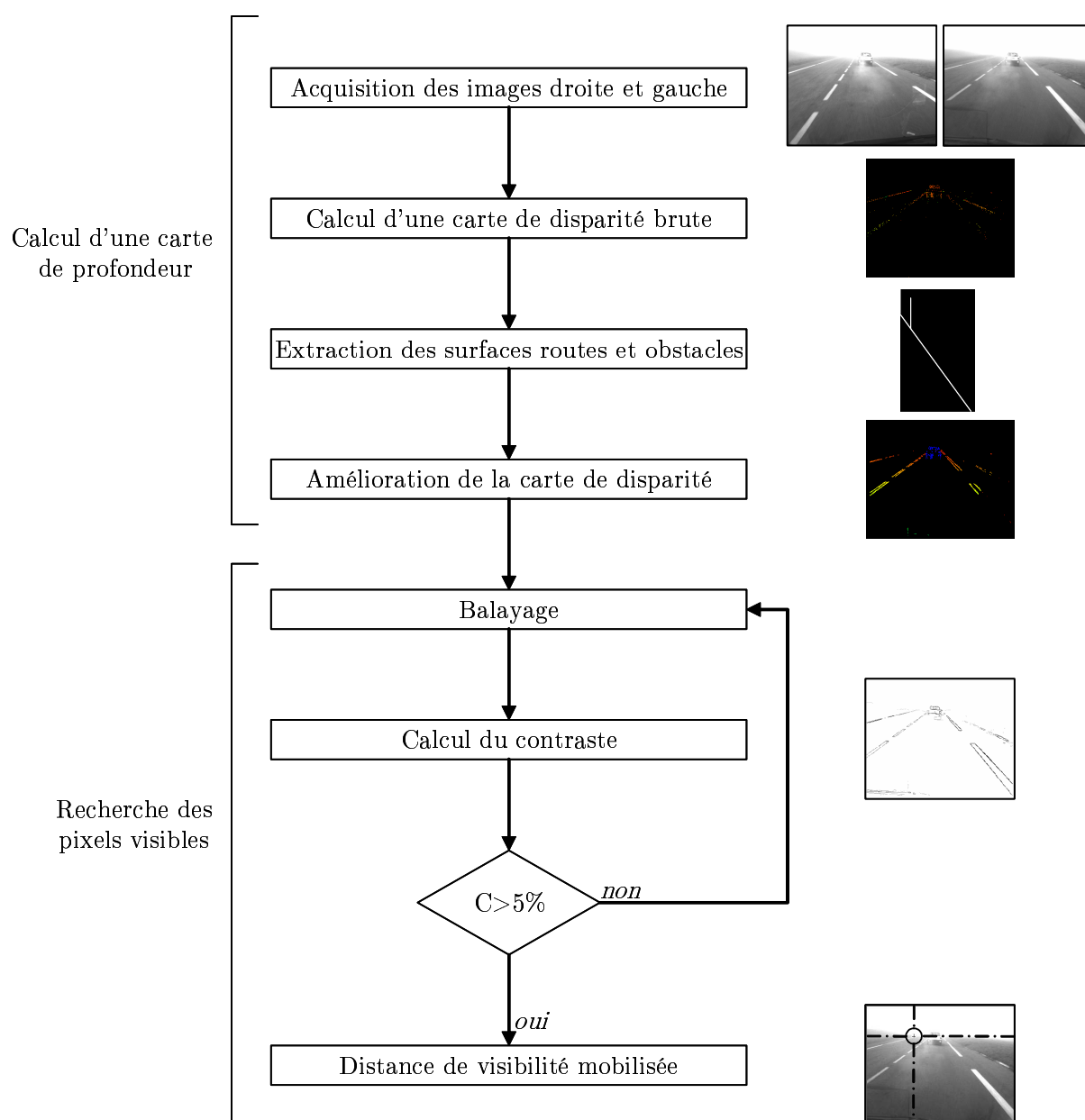


FIG. 3.26 – Synoptique de la méthode de mesure de la distance de visibilité mobilisée

3.6 Perspectives : généralisation de la méthode à l'espace 3-D

3.6.1 Calcul d'une carte de disparité quasi-dense

Principe

L'approche éparsé semi-globale présentée dans le paragraphe 3.4.1 a des limites pour notre mesure de distance de visibilité. Il nous faut donc calculer une carte de disparité entièrement 3-D contenant le moins possible de faux appariements tout en restant rapide. Malheureusement, les méthodes d'appariement denses sont très calculatoires et limitées. Lhuillier [Lhuillier, 2002] a développé la notion de carte de disparité quasi-dense. L'idée consiste à calculer une carte de disparité éparsé contenant un minimum de faux appariements puis à effectuer une croissance de région guidée, non plus par un score d'homogénéité, mais par un critère de score de corrélation. La stratégie « meilleur d'abord » adoptée par Lhuillier [Lhuillier, 2002] ne garantit pas l'absence de faux appariements mais en diminue le nombre.

Cette méthode a de multiples avantages. Elle nous permet d'obtenir une carte de disparité contenant peu de faux appariements et n'est pas limitée à la surface de la route. Grâce au processus de croissance de région, elle permet de calculer de proche en proche la disparité sur les contours horizontaux. Ce dernier point est crucial et permet d'améliorer la précision latérale des cadres englobants autour des objets verticaux détectés. Grâce à ce même processus de croissance de région, nous pouvons également connaître la disparité sur les zones de l'image peu texturées, d'où le caractère quasi-dense de la carte de disparité.

Sélection des germes initiaux

Les germes initiaux sont constitués des maxima locaux de la mesure de corrélation $ZNCC$, plus sélective que la corrélation normalisée mais également plus coûteuse :

$$ZNCC_x(\Delta) = \frac{\sum_i \left(I(x+i) - \bar{I}(x) \right) \left(I'(x+\Delta+i) - \bar{I}'(x+\Delta) \right)}{\sqrt{\sum_i \left(I(x+i) - \bar{I}(x) \right)^2 \sum_i \left(I'(x+\Delta+i) - \bar{I}'(x+\Delta) \right)^2}} \quad (3.46)$$

De manière analogue à Lhuillier [Lhuillier, 2002], nous employons des fenêtres 11×11 et nous rejetons les appariements si $ZNCC < 0,8$.

En outre, pour éviter le maximum de faux appariements, un processus de corrélation croisée est également mis en œuvre. Cela consiste à corréler les pixels de la première image avec ceux de la deuxième image, puis ceux de la deuxième image avec la première image et à ne retenir que les pixels appariés dans les deux directions. Cela permet d'éliminer en particulier les erreurs d'appariement dues aux occultations. Pour nos images tests, les germes initiaux retenus sont représentés sur la figure 3.27.

Propagation

L'idée consiste à propager les germes initiaux de manière analogue à une croissance de région, guidée non pas par un critère d'homogénéité mais par un score de corrélation. Tous les appariements germes sont le point de départ de propagations concurrentes. A chaque étape, l'appariement (x, x') réalisant le meilleur score est retiré de l'ensemble des appariements germes courants. On cherche alors de nouveaux germes dans son voisinage. Ces nouveaux appariements

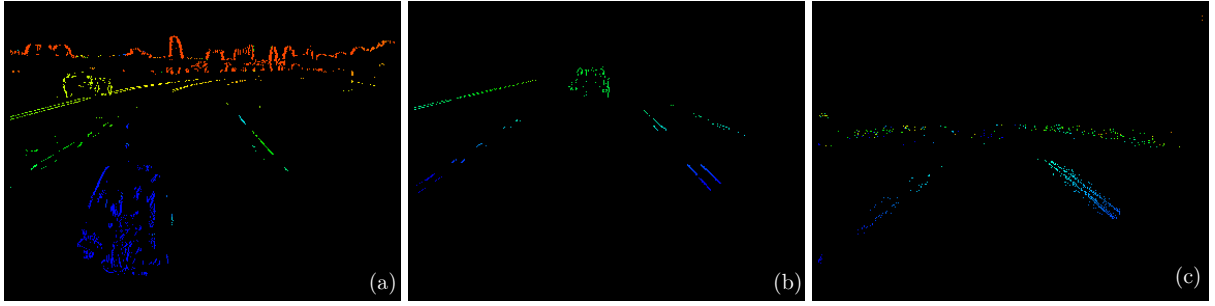


FIG. 3.27 – Sélection des germes initiaux : (a) beau temps ; (b) brouillard diurne ; (c) brouillard à la tombée de la nuit.)

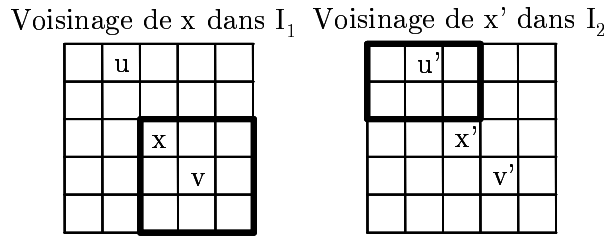


FIG. 3.28 – Voisinages considérés pour propager la disparité des germes retenus initialement. Appariement possibles (u, u') et (v, v') compris dans le voisinage 5×5 d'un germe (x, x') . Les candidats possibles pour u (respectivement v') sont dans le voisinage 3×3 en gras centré sur u' (respectivement v).

sont ajoutés simultanément à l'ensemble des appariements germes courants et à l'ensemble des appariement finalement acceptés. Les voisins des pixels x et x' sont pris parmi tous les pixels des voisinages 5×5 centrés en x et x' pour forcer la contrainte de continuité du résultat. Pour chaque pixel candidat de la première image, l'ensemble des pixels appariés possibles est dans le voisinage 3×3 de la position correspondante dans la seconde image, ce qui est schématisé sur la figure 3.28. On incite ainsi le gradient de la carte de déplacements à ne pas dépasser un pixel. L'utilisation d'un algorithme de tri par tas permet à l'algorithme d'être optimal en temps de calcul.

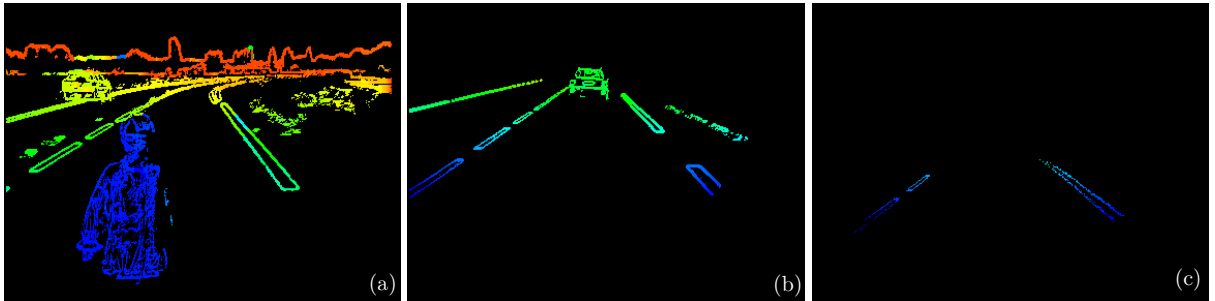


FIG. 3.29 – Cartes de disparité quasi-denses : (a) beau temps ; (b) brouillard diurne ; (c) brouillard à la tombée de la nuit. Par rapport à l'image des germes initiaux, certains pixels, sélectionnés dans un premier temps, ont disparu car la condition d'arrêt pour la propagation était plus contraignante que le niveau de gradient de la première passe.

3.6.2 Estimation du degré de masquage de l'infrastructure

Comme il a été dit au paragraphe 3.5.3, l'utilisation d'une carte de disparités éparse ne permet pas d'obtenir une projection « u-disparité » correcte et donc de positionner de manière fiable un cadre qui englobe les obstacles proches masquant une partie de l'infrastructure. Cela est principalement dû au fait que la disparité n'est pas connue sur les contours horizontaux. Ce problème est illustré sur la figure 3.30a, où les bords droit et gauche de l'objet ne sont pas connexes.



FIG. 3.30 – Amélioration de la projection « u-disparité » de la carte de disparité quasi-dense. (a) Projection « u-disparité » de la carte de disparité éparse obtenue sur la paire d'images stéréo par temps de brouillard diurne ; les points ne sont pas connexes, ce qui empêche de détecter les bords du véhicule. (b) Projection « u-disparité » de la carte de disparité quasi-dense ; les deux bords du véhicule sont connexes. (c) Filtrage par le profil de la route et agglomération des pixels obstacles proches. Le segment indique clairement la position latérale de l'objet.

En revanche, l'approche quasi-dense proposée permet de connaître la disparité de proche en proche sur les contours horizontaux. C'est le cas sur la figure 3.30b, où les deux bords de l'objet sont désormais connexes. Cependant, on peut voir également la figure 3.30b que l'objet possède également une certaine épaisseur. Connaissant la disparité de l'objet par projection « v-disparité », nous pouvons faire voter les différents pixels connexes de l'image « u-disparité » pour cette même disparité et aboutir à une nouvelle projection « u-disparité » ne contenant plus que des segments horizontaux. Il faut auparavant filtrer les pixels de la carte de disparité appartenant à la surface de la route de façon à ne pas créer d'alignements fantômes comme sur la figure 3.30b. Nous aboutissons alors à la figure 3.30c. Il ne reste alors plus qu'à détecter les différents segments horizontaux. Dans cette approche, une image « u-disparité » est construite pour chaque plan vertical détecté par la projection « v-disparité ».

Par la suite, la hauteur de l'objet peut être recherchée en regardant la hauteur maximale de l'alignement vertical sur l'image « v-disparité ».

La figure 3.31 présente des exemples de cadres qui englobent un véhicule disparaissant progressivement à travers un épais brouillard. Bien que le brouillard réduise le contraste du véhicule, blanc de surcroît, le cadre est précisément positionné.

La figure 3.32 présente des exemples de cadres qui englobent deux objets de nature différente, à savoir une voiture et un piéton. Possédant ces cadres, il est alors possible d'estimer le masquage de l'infrastructure en calculant l'angle solide qu'ils représentent à l'aide de la représentation « u-disparité ».

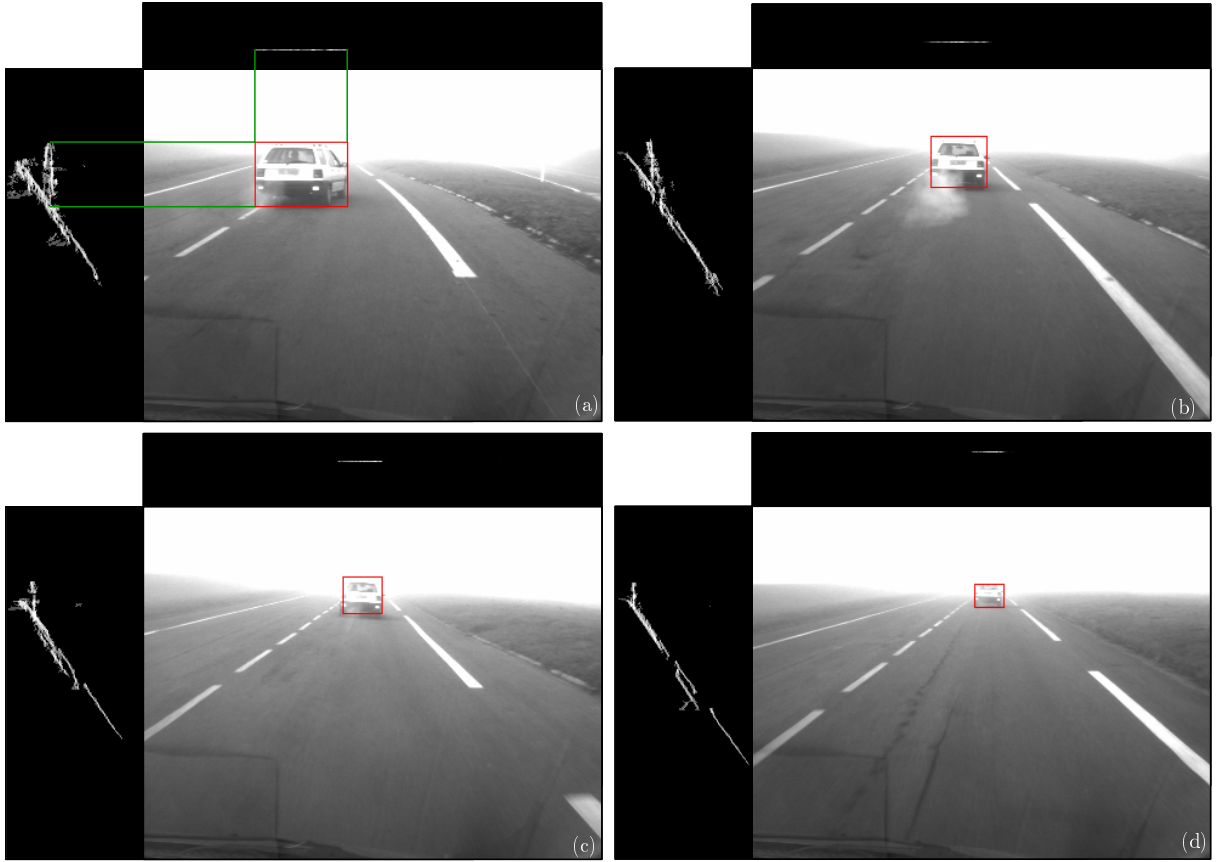


FIG. 3.31 – Exemples de cadres englobants obtenus par l'utilisation conjointe des projections « v-disparité » et « u-disparité » de la carte de disparité quasi-dense, et ce par temps de brouillard.

3.6.3 Estimation de la distance de visibilité

Ayant désormais à disposition une carte de disparité de l'ensemble de l'environnement 3-D du véhicule équipé, nous cherchons, dans ce paragraphe, à estimer la distance de visibilité avec un minimum d'étapes de calculs. Si l'on cherche à appliquer l'algorithme décrit dans le paragraphe 3.5.2, rien ne garantit que la distance trouvée soit bonne. En effet, la carte de disparité n'ayant plus la même structure, les objets les plus éloignés ne sont plus nécessairement les plus hauts dans l'image en partant de la ligne d'horizon.

L'approche imaginée consiste à trier les couples de pixels de la plus petite à la plus grande disparité. Puis, pour chaque valeur de disparité, on trie les couples de pixels du meilleur au moins bon au sens *ZNCC*. Il suffit alors de calculer le contraste autour du « meilleur » pixel avec la plus petite disparité. Si le contraste est supérieur à 5 %, le calcul s'arrête. Sinon, on considère le prochain pixel. Si aucun point pour la disparité considérée ne possède un contraste supérieur à 5 %, on passe à la disparité immédiatement supérieure pour l'image considérée. Il est à noter que dans les deux cas, on effectue un tris par tas, optimal en temps de calcul.

Dans cet algorithme, nous conservons donc la stratégie « plus loin d'abord » imaginée dans le paragraphe 3.5.2 et on emprunte la stratégie « meilleur d'abord » à Lhuillier [Lhuillier, 2002]. Ceci permet d'assurer un temps de calcul le plus faible possible et une bonne fiabilité.



FIG. 3.32 – Exemples de cadres qui englobent deux objets de nature différente obtenus par l'utilisation conjointe des projections « v -disparité » et « u -disparité » de la carte de disparité quasi-dense. Sur (c), le piéton n'est pas détecté car il trop près du véhicule équipé.



FIG. 3.33 – Mesure de la distance de visibilité mobilisée par l'approche 3-D généralisée. Outre la détection du masquage de l'infrastructure, la méthode développée recherche le voisinage le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %, représenté par une croix.

3.6.4 Bilan et comparaison des deux approches

L'utilisation d'une carte quasi-dense permet de ne pas se limiter aux objets présents à la surface de la route pour calculer la distance de visibilité mobilisée. De plus, la détection du masquage de l'infrastructure par des mobiles est améliorée. Enfin, une méthode généralisée en 3-D de calcul de la distance de visibilité mobilisée a été présentée. Le temps de calcul, comprenant le calcul de la carte de disparité quasi-dense, la détection du masquage et l'estimation de la distance de visibilité, est inférieur à 700 ms sur une image $\frac{1}{4}$ PAL pour les scènes complexes comme la figure 3.33a et de l'ordre de 125 ms pour les scènes simples comme la figure 3.33b.

Par rapport à la méthode éparsée présentée aux paragraphes précédents, cette méthode apparaît comme plus séduisante sur un plan théorique, car elle exploite en un temps de calcul minimum les données 3-D de la scène. Cependant, le temps de calcul est nécessairement proportionnel à la richesse de la scène routière. Ceci n'est pas le cas dans la première méthode car, d'une part le calcul de la carte de disparité est plus rapide et d'autre part, le calcul de la visibilité s'arrête très vite en cas de bonne visibilité car les objets présents sur la ligne d'horizon ont un contraste supérieur à 5 %. En revanche, les mesures de distance de visibilité sont cohérentes entre les deux méthodes.

Par ailleurs, les deux méthodes sont nécessairement sensibles aux faux appariements mais de façon différente. La première commet des erreurs sur les contours quasi-horizontaux, en particulier sur le sommet des véhicules. La deuxième commet des erreurs d'appariement sur les zones de l'image peu texturées, en particulier à la surface de la route.

À la vue de ce qui précède, une idée intéressante consiste à utiliser la carte de disparité quasi-dense pour détecter les masquages par des objets verticaux et à interdire cette zone à la première méthode. Ainsi, on pourrait tirer partie des avantages de chacune des deux méthodes.

3.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons défini les notions de distances de visibilité mobilisée et mobilisable. L'estimation de la distance de visibilité mobilisée consiste à rechercher dans l'image la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %. De son côté, la distance de visibilité mobilisable est la distance théorique à l'objet potentiel le plus éloigné sur la route qui posséderait un contraste supérieur à 5 %. Nous avons montré que cette deuxième distance est très proche de la distance de visibilité météorologique que nous avons estimée dans le chapitre 2.

Dans la suite du chapitre, nous estimons la distance de visibilité mobilisée. Nous avons décomposé la tâche en deux phases. Premièrement, nous avons présenté notre technique de mesure du contraste local supérieur à 5 %. Celle-ci s'inspire de la technique de segmentation d'images de Köhler et a été adaptée à nos besoins en terme d'adaptativité, de définition du contraste et de temps de calcul. Nous l'avons comparé aux quelques techniques existantes dans la littérature, à savoir les méthodes de Gordon et de Beghdadi.

Puis, après avoir fait un tour d'horizon sur la question, nous avons choisi une télémétrie adaptée à nos besoins, en l'occurrence un capteur stéréoscopique. L'approche « v-disparité » développée au sein du LIVIC nous a permis de construire, en deux passes, une carte de disparité contenant peu de faux appariements à la surface de la route et où les objets verticaux sont mis en évidence. Une méthode combinant le calcul de contrastes locaux supérieurs à 5 % et notre carte

de disparité permet finalement d'estimer la distance de visibilité mobilisée, limitée aux seuls objets appartenant à la surface de la route. Les avantages et inconvénients de cette méthode ont été discutés, ce qui a donné naissance à une nouvelle méthode qui constitue une perspective intéressante de poursuite des travaux de recherche.

Cette deuxième méthode, plus complexe, pallie les déficiences de notre première méthode. En particulier, elle ne se limite pas à la surface de la route et exploite toutes les données 3-D de la scène. Cette méthode permet en outre de détecter le masquage de l'infrastructure par des objets verticaux. Son inconvénient majeur est un temps de calcul nécessairement plus élevé. Par la suite, nous envisageons de coupler les deux méthodes.

Ayant décrit deux principes de mesure de la distance de visibilité météorologique dans les chapitres 2 et 3 et donné leurs points forts et points faibles, nous proposons dans le chapitre suivant d'évaluer expérimentalement celles-ci. Comme nous allons le voir, le but de cette évaluation expérimentale est de pouvoir se forger une opinion sur la pertinence des méthodes proposées.

Évaluation expérimentale des méthodes

DEUX MÉTHODES DE MESURE DE LA DISTANCE DE VISIBILITÉ ont été présentées dans les chapitres précédents. Dans le chapitre 2, nous avons proposé une première méthode s'appuyant sur une propriété mathématique de la loi de Koschmieder pour estimer la distance de visibilité météorologique à l'aide d'une seule caméra. Dans le chapitre 3, nous avons proposé, à l'aide d'un capteur stéréoscopique, d'estimer la distance de visibilité mobilisée, c'est-à-dire la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %. L'objet de ce chapitre est de montrer que ces deux méthodes fournissent des résultats pertinents. Pour cela, nous procédons à une évaluation expérimentale de celles-ci.

Le problème majeur est que nous n'avons pas de capteur de référence. Celui-ci nous aurait permis de disposer en permanence d'une mesure à laquelle comparer celles issues de nos méthodes embarquées. Mais étant donné qu'un tel capteur n'existe pas et que l'objectif de la thèse est précisément d'en construire un, nous avons dû procéder autrement.

Dans un premier temps, nous avons acquis des séquences vidéo sous différentes conditions météorologiques à l'aide des véhicules expérimentaux du LIVIC. Nous avons testé les méthodes sur ces différentes séquences et estimé une distance de visibilité en fonction du temps. Cela constitue une évaluation qualitative en conditions dynamiques des méthodes présentées que l'on a souhaitée la plus en accord possible avec la perception que nous pouvions avoir des images à l'œil nu.

Dans un deuxième temps, nous avons cherché à quantifier précisément les performances de nos méthodes. Pour cela, nous avons équipé une zone située sur les pistes de Satory avec des mires de référence et acquis des images de ce site sous différentes conditions météorologiques. En estimant la distance de visibilité, à l'aide des mires d'une part et à l'aide des méthodes embarquées d'autre part, nous proposons ainsi une évaluation quantitative du travail réalisé en conditions statiques.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante. Une première partie est consacrée à la validation qualitative des deux méthodes. Pour chacune, nous présentons différentes séquences vidéo puis les mesures de distance de visibilité obtenues sur celles-ci. Une deuxième partie présente une évaluation quantitative des méthodes. Tout d'abord, le site dédié au calibrage des méthodes est présenté ainsi que le protocole expérimental qui lui est associé. Nous validons ce dernier à l'aide de simulations photométriques. Cela nous permet ensuite de donner des résultats quantitatifs à l'aide de ces mêmes simulations photométriques d'une part et d'images réelles du site d'autre part.

4.1 Évaluation qualitative des méthodes

Dans ce paragraphe, nous proposons d'évaluer séparément chaque méthode à l'aide de différentes séquences vidéo acquises à bord des véhicules expérimentaux sous différentes conditions météorologiques. Bien que fournissant une mesure chiffrée de la visibilité, nous qualifions cette évaluation de qualitative car nous ne pouvons pas fournir de mesure *vraie* de la visibilité sur ces séquences.

4.1.1 Approche monoculaire fondée sur la loi de Koschmieder

Séquences vidéo de test

La méthode présentée au chapitre 2 a été testée sur trois séquences vidéo de plus de 150 images chacune. De façon à mettre en évidence les points forts de l'algorithme, chaque séquence présente une difficulté différente. Ainsi dans la première, le véhicule équipé suit deux voitures, double une des voitures tout en suivant l'autre dans un brouillard peu dense. La difficulté est double. Le brouillard est peu dense donc la mesure est sensible aux mouvements de la caméra et à la détermination de la ligne d'horizon. D'autre part, le suivi des véhicules implique de faire passer la bande de mesure entre ces derniers.

Dans la seconde séquence, le véhicule équipé en croise deux autres en ligne droite sur une route dont la visibilité est fortement dégradée par un brouillard très dense. La difficulté est liée au croisement des véhicules et à la route qui possède peu d'indices visuels à cause de son état et de la densité du brouillard.

Dans la troisième séquence, le véhicule est dans un virage dans un brouillard très dense. En outre, la route est bordée de chaque côté par de hauts talus. Dans ce cas, le ciel ne se trouve pas dans l'axe du véhicule à cause des talus. Le brouillard très dense et le virage ont pour conséquence de confondre les deux éléments ciel et talus, ce qui est source d'erreur.

Ces trois séquences sont chacune illustrées par trois images sur la figure 4.1.

Résultats

La figure 4.2 montre les résultats du filtre de Canny-Deriche sur trois images représentatives des séquences présentées dans le paragraphe 4.1.1. Il est clair que plus le brouillard est dense, plus le nombre de contours détectés est faible. Sur ces images, on voit l'intérêt du seuillage par Hystérésis. Il n'y a que très peu de contours parasites détectés sur la chaussée. Hormis l'image en haut à droite, les contours ne sont pas fermés au niveau de l'horizon, permettant à la croissance de région de s'effectuer jusqu'en haut de l'image.

Les résultats de la détection de la région d'intérêt sont présentés sur la figure 4.3. On peut y voir que l'algorithme de croissance de région ne détecte ni la route, ni le ciel dans sa globalité. Il détecte une zone suffisamment vaste sur la route et le ciel pour permettre la mesure de la variation de luminance. On peut également remarquer la manière dont la région se faufile entre les véhicules permettant de s'affranchir d'un masquage partiel de la route.

Sur l'image en haut à droite, la croissance de région n'a pu être terminée à cause de la présence d'une voiture et d'un panneau routier bouchant l'horizon. Ainsi, la croissance de région

ne peut pas s'effectuer car les hypothèses de la méthode exploitant la loi de Koschmieder ne sont pas remplies, ce qui constitue un point fort du système, qui sait dire s'il est opérant ou non.

Finalement, sur la figure 4.4, on obtient le résultat final de la méthode. La bande de mesure est mise en place, permettant d'obtenir la ligne blanche horizontale représentative de la distance de visibilité. Un triangle, en haut à gauche de chaque image, permet de donner l'état du système. En blanc, le système est opérant, alors qu'en noir (image en haut à droite), le système est déclaré temporairement inopérant.

La figure 4.5 présente l'évolution temporelle de la mesure de distance de visibilité sur les différentes séquences vidéos. En cas de brouillard faible, la distance mesurée est grande. Compte tenu de la surface couverte par un pixel à ces distances (voir paragraphe 2.1.3), la mesure varie assez fortement durant la séquence. Cependant, on pourrait très bien considérer qu'au delà d'une mesure de 250 m par exemple, la visibilité disponible pour le capteur caméra est suffisante et on pourrait donc écrier la mesure à 250 m. En revanche, dans le brouillard dense, condition privilégiée de fonctionnement de la méthode, la mesure est stable.



FIG. 4.1 – Illustration des trois séquences vidéos de tests.

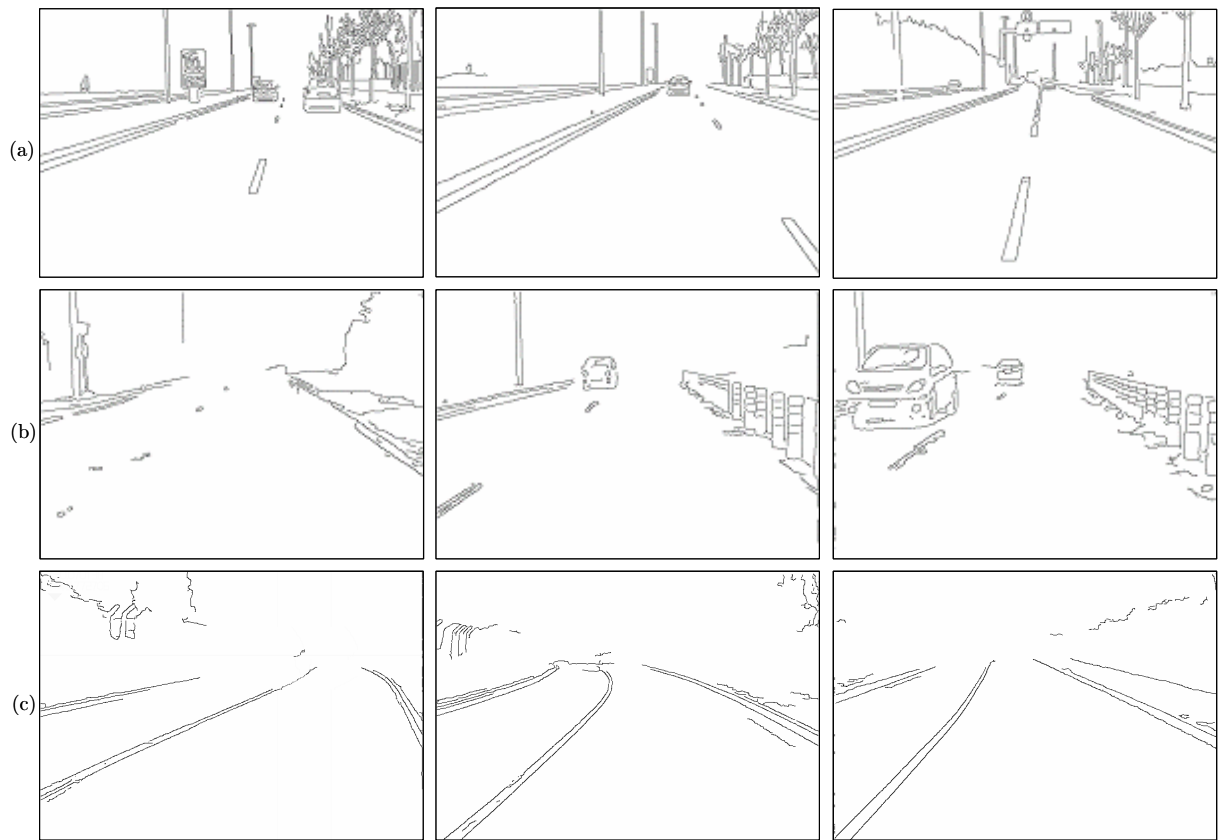


FIG. 4.2 – Résultats de la détection des contours par le filtre de Canny-Deriche (écart-type du filtre $\alpha = 1$).

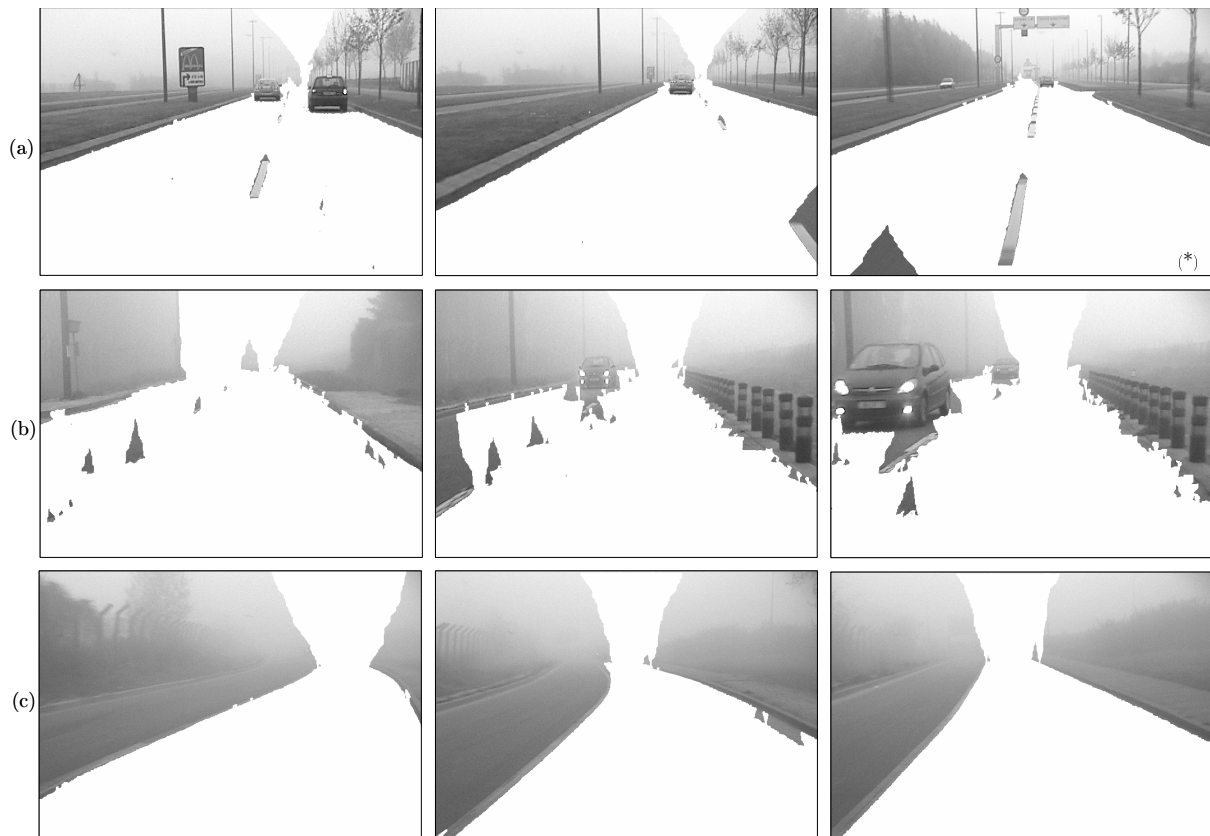


FIG. 4.3 – Résultats de la croissance de région. La région d'intérêt est peinte en blanche. Toutes les croissances de région sont réussies, sauf l'image (*).



FIG. 4.4 – La ligne blanche horizontale représente l'estimation de la distance de visibilité. Le petit triangle blanc en haut à gauche indique que le système est opérant, alors qu'en noir il est temporairement inopérant.

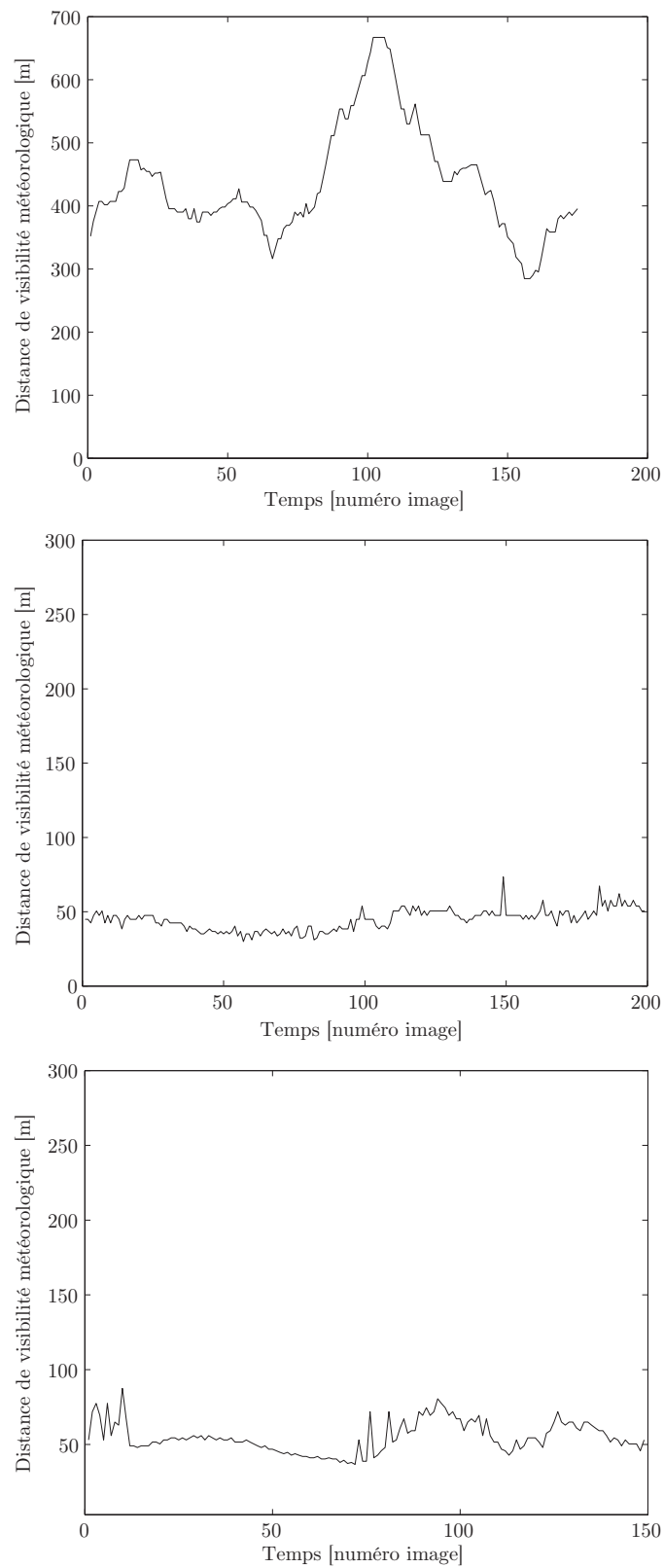


FIG. 4.5 – Mesures de distance de visibilité réalisées sur les trois séquences d'images.

4.1.2 Approche stéréoscopique fondée sur l'atténuation des contrastes

Présentation des séquences vidéo utilisées

La méthode présentée au chapitre 3 a été testée de manière qualitative sur trois séquences vidéo. Chacune d'entre elles contient environ 1000 images. Dans la première séquence, le véhicule instrumenté suit un autre véhicule à différentes distances et s'arrête devant différents obstacles. La météo est bonne. La visibilité n'est limitée que par la végétation.

Dans la seconde séquence vidéo, le véhicule instrumenté suit un autre véhicule. Celui-ci finit par s'éloigner et disparaît progressivement à travers un épais brouillard diurne. L'effet de voile est très marqué sur cette séquence et la transition route ciel est très brutale.

Dans la dernière séquence, le véhicule roule sur la piste à travers un épais brouillard à la tombée de la nuit. Les caméras fournissent une image relativement bruitée. Le véhicule instrumenté est seul sur la piste.

Toutes ces séquences ont été enregistrées sur la même portion de la piste de Satory. Les séquences sont chacune illustrées par trois images sur la figure 4.6.

Résultats

Sur la figure 4.7, les résultats du calcul du contraste local sur les images entières sont représentés. En fait, comme cela est expliqué dans le paragraphe 3.5.2, le calcul n'est normalement pas effectué sur l'image entière pour gagner en temps de calcul. On voit clairement une baisse du contraste en fonction des conditions de visibilité. Comme nous l'avons montré précédemment, le calcul du contraste ne semble pas trop perturbé par le bruit du capteur. Les contours détectés semblent pertinents. Il est à noter que la méthode est plus sensible dans la troisième séquence, de nuit, que dans les deux autres. Ceci est dû principalement à la formule de contraste utilisée, plus sensible dans le bas de l'échelle de gris.

Sur la figure 4.8, les résultats du calcul des cartes de disparité améliorées sont présentés. On voit en particulier que les objets verticaux et les objets au-dessus de la ligne d'horizon sont considérés comme obstacles et sont clairement mis en évidence. La disparité des points appartenant à la surface de la route est calculée et semble cohérente. On voit ici l'intérêt du calcul de la carte de disparité en deux passes, qui permet de s'assurer de la cohérence globale de la disparité des pixels appartenant à la surface de la route. Ainsi, les cartes de disparité ont la structure souhaitée : en ne tenant pas compte des pixels dits obstacles et en balayant l'image de haut en bas en partant de la ligne d'horizon, les pixels, dont la disparité est connue, sont de plus en plus proche du capteur. Cependant, comme nous l'avons déjà dit, il y a relativement peu de pixels dont la disparité est connue, du fait de l'utilisation d'une méthode stéréoscopique éparse.

Sur la figure 4.9, le résultat final est représenté. Le voisinage le plus éloigné ayant un contraste supérieur à 5 %, sur lequel la disparité d'un pixel est connue, est peint en blanc. Le pixel, dont la disparité est connue, est identifié au moyen d'une croix noire à l'intérieur de ce voisinage blanc. Il faut remarquer qu'en présence d'un objet masquant temporairement la scène routière, l'algorithme parvient à s'affranchir du problème et à donner une solution cohérente. Par beau temps, on voit que la solution proposée est très proche de la ligne d'horizon. Ainsi, le nombre d'étapes de calcul du contraste est très restreint. Par conditions météorologiques dégradées, la solution proposée est plus basse dans l'image. Cependant, le nombre d'étapes de calcul du

contraste n'est pas plus élevé, car il y a peu de pixels dont la disparité est connue. Ainsi, quelles que soient les conditions de visibilité, on s'assure d'un temps de calcul relativement constant.

Finalement, sur la figure 4.10, les courbes de mesure de la distance de visibilité mobilisée sont tracées pour les différentes séquences vidéo. Par beau temps, la résolution maximale du capteur stéréoscopique est atteinte. Par temps de brouillard, les mesures sont relativement stables, ce qui laisse penser que la méthode est efficace par conditions météorologiques dégradées. Dans les séquences de brouillard, les visibilité estimées semblent en accord avec l'impression visuelle que nous avons eue en capturant ces séquences.



FIG. 4.6 — Images capturées à bord du véhicule (a) par beau temps; (b) par temps de brouillard; (c) par temps de brouillard à la tombée de la nuit.

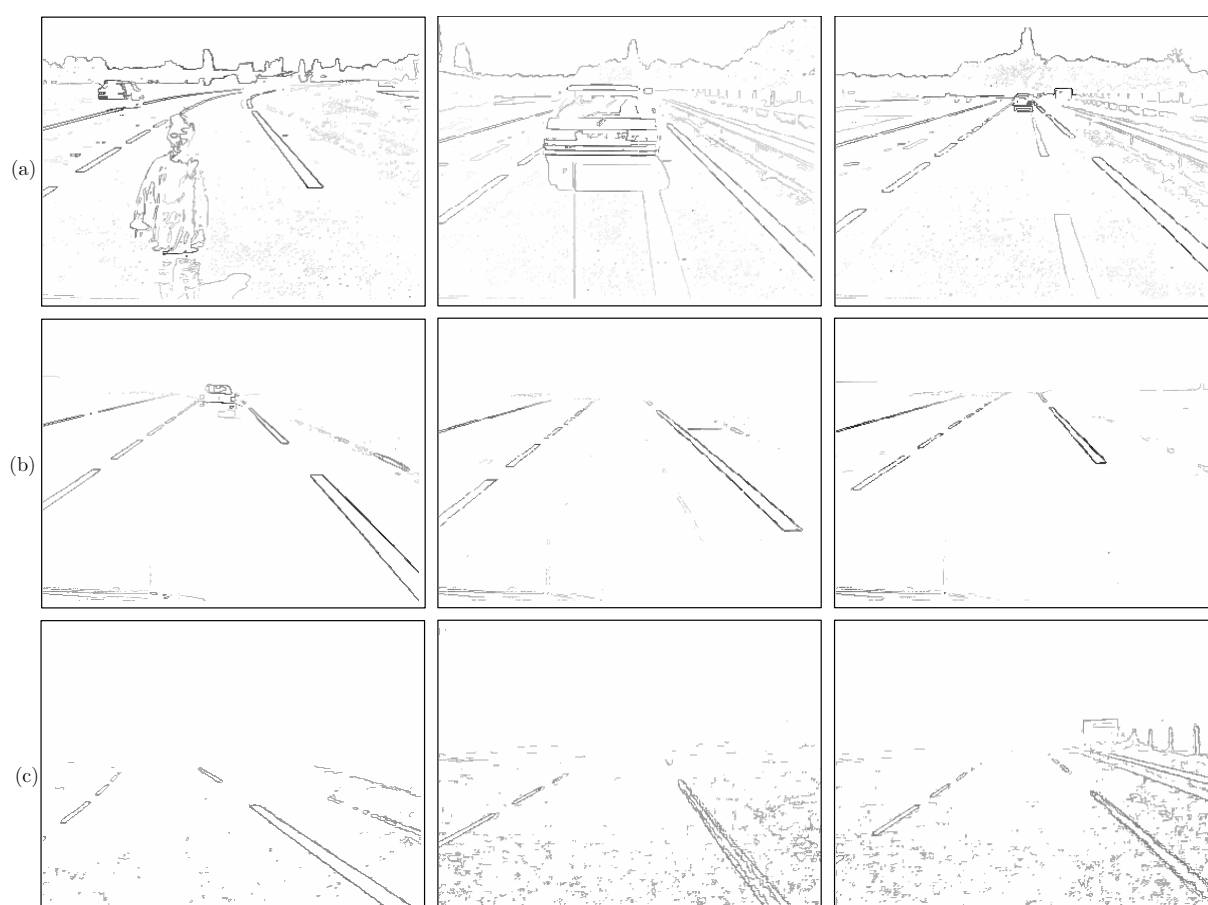


FIG. 4.7 – Exemples de calculs de contraste supérieur à 5 % (a) par beau temps ; (b) par temps de brouillard ; (c) par temps de brouillard à la tombée de la nuit.

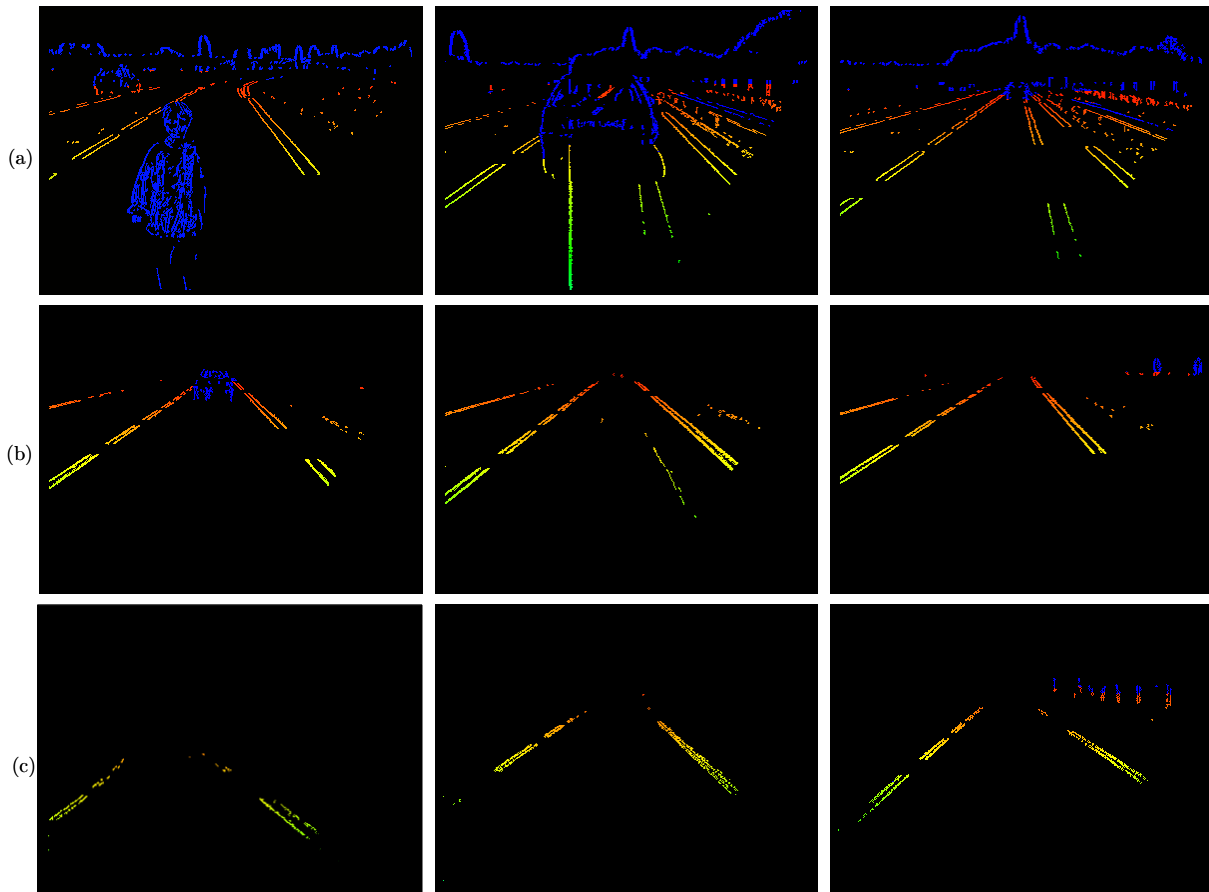


FIG. 4.8 – Exemples de cartes de disparités de l’environnement du véhicule (a) par beau temps; (b) par temps de brouillard; (c) par temps de brouillard à la tombée de la nuit. Les points bleus sont considérés comme des points obstacles. La couleur associée aux pixels est proportionnelle à leur disparité.

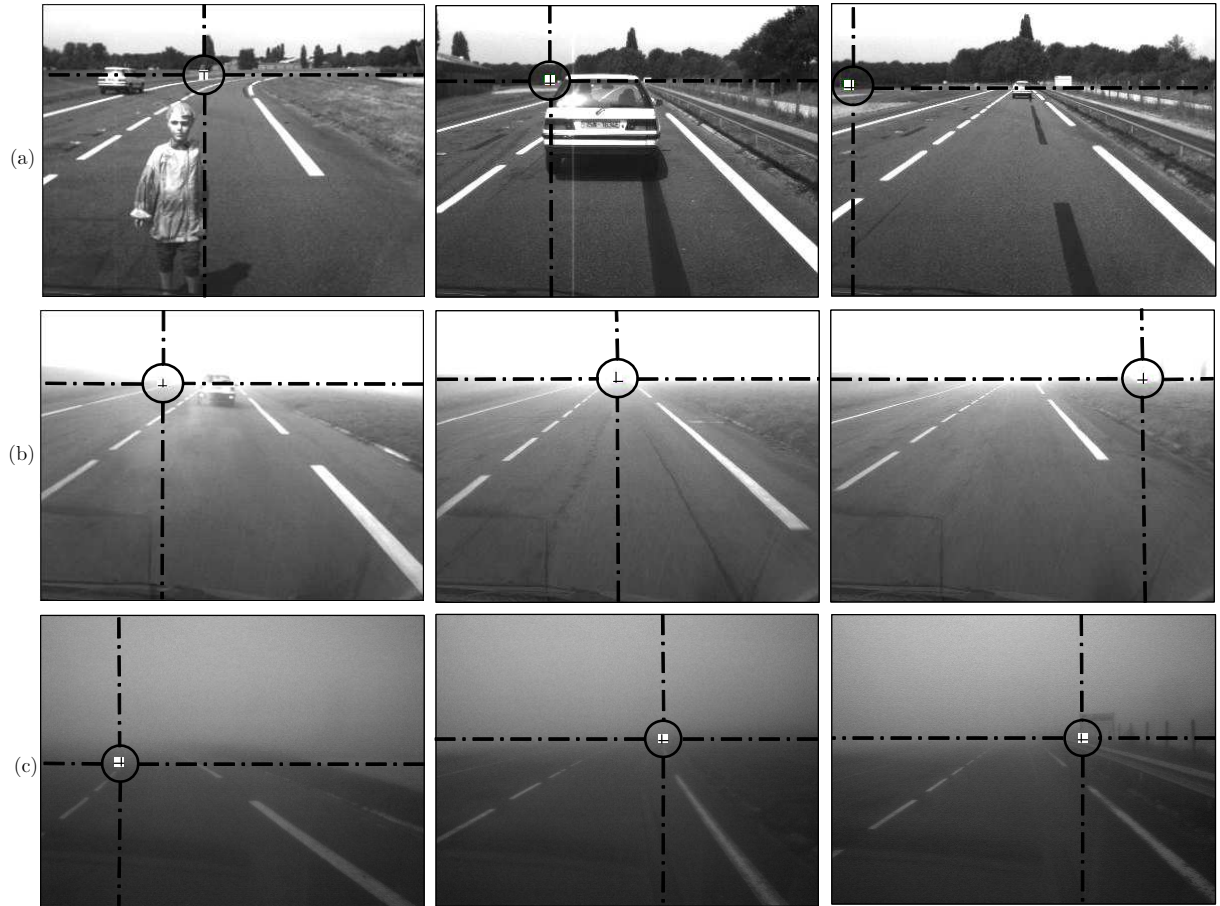


FIG. 4.9 – Résultat final du calcul de distance de visibilité mobilisée : la fenêtre la plus éloignée possédant un contraste supérieur à 5 % au sein de laquelle la disparité d'un pixel est connue, est peinte en blanc, (a) par beau temps ($V_{mob} \approx 250m$), (b) par temps de brouillard ($V_{mob} \approx 75m$), (c) par temps de brouillard à la tombée de la nuit ($V_{mob} \approx 30m$).

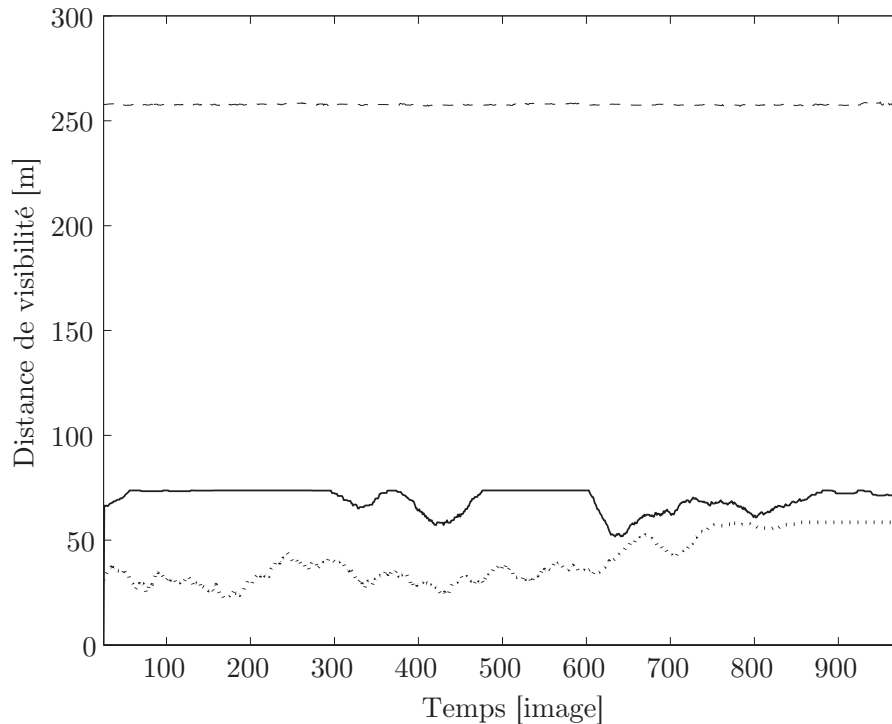


FIG. 4.10 – Courbes de distance de visibilité mobilisée mesurées sur les séquences de test, (--) par beau temps, (—) par temps de brouillard, (...) par temps de brouillard à la tombée de la nuit .

4.1.3 Bilan de l'évaluation qualitative

L'évaluation qualitative présentée dans ce paragraphe et menée séparément sur les deux méthodes a permis de montrer une bonne corrélation entre la mesure retournée par les algorithmes en conditions dynamiques et l'impression visuelle que l'on peut avoir des images présentées.

C'est suffisant si l'on souhaite qualifier les conditions de visibilité en créant des grandes classes de visibilité : visibilité très faible, faible, moyenne, bonne, excellente... C'est donc déjà un résultat très intéressant qui peut suffire dans de nombreux cas.

En revanche, si l'on veut quantifier précisément la visibilité, une telle évaluation qualitative ne permet pas de se forger une opinion sur la pertinence des méthodes proposées. Pour combler cette lacune, nous proposons donc dans le paragraphe suivant une évaluation quantitative des méthodes.

4.2 Évaluation quantitative des méthodes

Ne disposant pas d'un capteur de référence, nous ne sommes pas en mesure de comparer directement les sorties de nos algorithmes à une mesure de référence. Nous proposons une alternative qui consiste à utiliser des images contenant une ou plusieurs références parfaitement connues en terme de photométrie et de distance.

Nous n'avons pas pu non plus avoir accès à un capteur fixe (diffusiomètre par exemple) pour des raisons de non disponibilité des capteurs, pourtant existants, au sein du réseau scientifique et technique du Ministère de l'Équipement. Dans l'avenir, nous avons tout de même bon espoir d'en obtenir un.

Puisque ces références ne peuvent pas être présentes dans l'environnement quand le véhicule roule, la seule solution est de procéder de manière statique. Pour cela, nous avons décidé de concevoir des mires spécifiques et de les installer sur un site situé sur les pistes de Versailles Satory. L'idée est de capturer des images de scènes routières comportant ces mires sous différentes conditions météorologiques.

Pour instrumenter ce site, il nous a fallu choisir le graphisme et la photométrie des mires ainsi que leur nombre, disposition et taille. Une fois le site équipé, il a fallu établir un protocole expérimental et s'assurer de son adéquation avec les objectifs initiaux. Ceci étant fait, nous avons pu valider quantitativement nos approches. Ce paragraphe se propose de détailler l'ensemble de ce processus expérimental.

4.2.1 Réalisation d'un site dédié

Ce paragraphe présente les caractéristiques du site de calibrage réalisé. Tout d'abord, nous détaillons les contraintes que doivent respecter les mires. Puis, nous donnons les différentes alternatives possibles pour implanter sur site le dispositif. Finalement, nous décrivons la solution retenue.

Caractéristiques des mires

Photométrie La définition de la distance de visibilité météorologique selon la Commission Internationale de l'Éclairage est la distance au-delà de laquelle un objet noir de dimensions suffisantes est perçu avec un contraste inférieur à 5 % par rapport au ciel. Compte tenu de cette définition, la photométrie la plus adaptée pour les mires est celle d'un objet noir sur fond blanc.

Fréquence spatiale A priori, les méthodes développées ne prennent pas en compte la fréquence spatiale des objets pour décider s'ils sont visibles ou non. La fréquence spatiale n'est donc pas un facteur crucial dans la conception des mires. Néanmoins, on peut envisager d'en tenir compte dans le cas d'une méthode tirant partie d'une modélisation de la vision humaine, comme c'est le cas de la méthode de NEXYAD S.A.

Orientation Notre méthode de calcul du contraste local utilise un voisinage V_4 . A priori, elle est donc plus adaptée au calcul du contraste sur les contours horizontaux et verticaux. Qu'en est-il sur les contours à 45° ? L'utilisation d'un voisinage V_8 est-elle préférable ? À la vue de ces propos, il semble intéressant de disposer de mires proposant trois orientations, à savoir 0°, 45°, 90°.

Géométrie La principale caractéristique géométrique des cibles à considérer est la largeur minimale détectable d'une bande noire. Plus exactement, c'est l'angle solide que représente cette largeur au niveau du point de mesure, autrement dit sa fréquence spatiale. Cette largeur de bande minimale t_{min} à la distance d est donnée par :

$$t_{min} = n \frac{d}{\alpha} \quad (4.1)$$

où α est le rapport de la focale de la caméra et de la taille des pixels et n le seuil en pixels de détection d'une bande noire. Pour obtenir la largeur de frange souhaitée, il reste à se fixer un seuil de détection d'une frange noire et de savoir à quelle distance on observe celle-ci. Le tableau ci-dessous donne la taille d'une telle bande noire en fonction du seuil de détection souhaité. Le calcul est effectué pour les caméras et la focale utilisées dans les véhicules expérimentaux du LIVIC.

Distance (m)	Seuil de détection (nb de pixels)		
	n=2	n=4	n=8
50	0,1	0,2	0,4
100	0,2	0,4	0,8
150	0,3	0,6	1,2
200	0,4	0,8	1,6

TAB. 4.1 – Largeur d'une bande noire en mètres en fonction du seuil de détection et de la distance de prise de vue pour une image PAL (matrice 1/2", $f = 8,5\text{mm}$)

Implantation sur site du dispositif

Deux solutions sont possibles. Soit on construit un seul grand panneau regroupant p fréquences spatiales différentes correspondant à p distances de prise de vue. Ceci oblige donc à effectuer p acquisitions. Soit on construit p panneaux à fréquence spatiale constante que l'on place à p emplacements. Dans ce cas, une seule acquisition est nécessaire. Il faut alors veiller à bien orienter les panneaux de façon à avoir l'ensemble des panneaux dans le champ de vue de la caméra sans recouvrement des panneaux entre eux. Ces deux implantations sont schématisées sur la figure 4.11.

Solution retenue

La solution retenue consiste à utiliser plusieurs panneaux compacts à trois orientations (0° , 45° , 90°) signées, c'est-à-dire noir sur fond blanc d'une part et blanc sur fond noir d'autre part, pour une prise de vue unique. Le graphisme des panneaux retenus est présenté sur la figure 4.12.

L'orientation des panneaux est normale à la droite joignant le point de prise de vue au centre des panneaux. La hauteur des panneaux a été fixée de façon à ce que leur centre soit à la hauteur des caméras dans le véhicule. La taille des panneaux est fixée en respectant deux règles. Premièrement, la bande de largeur t (cf. figure 4.12) à la distance souhaitée doit être visible et donc comporter plus de deux pixels pour éviter les effets dus à la quantification. Deuxièmement, les panneaux doivent être les plus compacts possibles pour éviter une trop forte prise au vent et le recouvrement d'un panneau sur l'autre. Enfin, nous avons souhaité que leur taille apparente dans l'image soit la même pour faciliter au maximum l'écriture de l'algorithme d'analyse d'images permettant de les détecter.

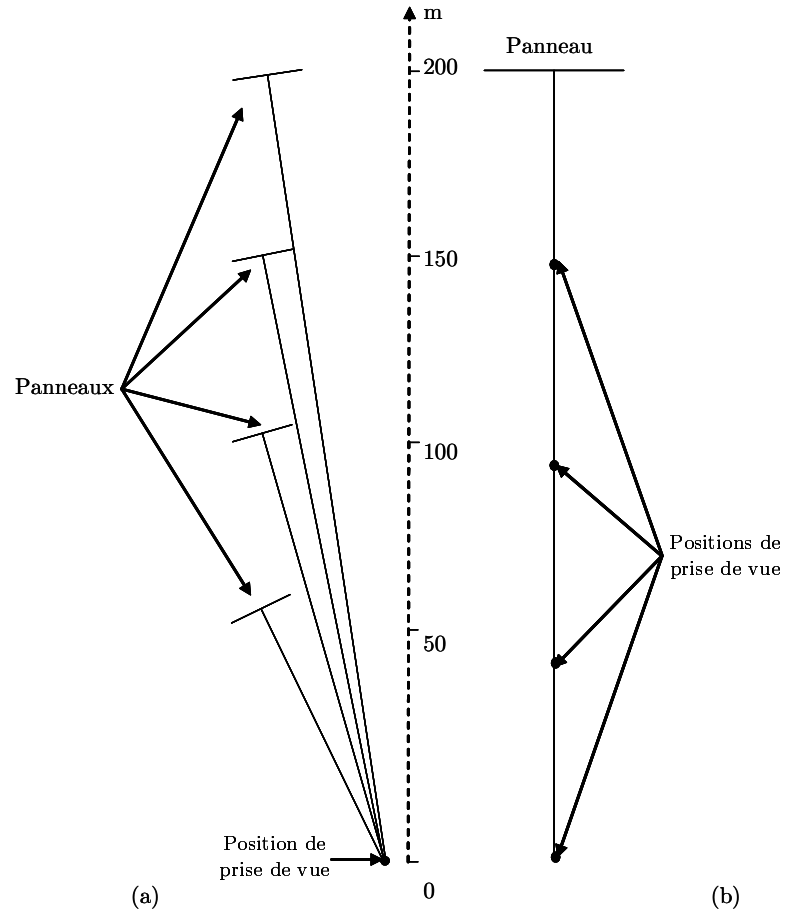


FIG. 4.11 – Implantation sur site des mires de calibration : (a) utilisation de p panneaux conduisant à une seule acquisition d'image ; (b) utilisation d'un seul panneau conduisant à p acquisitions d'image.

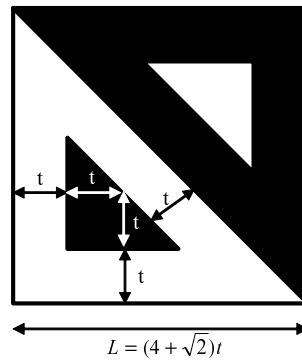


FIG. 4.12 – Graphisme retenu pour les panneaux.

Au bilan, nous avons placé cinq panneaux dont les dimensions et les positions sont données dans le tableau 4.2. Un sixième panneau, le plus petit d'entre eux, est mobile pour permettre de mesurer les très faibles visibilités. Une photographie du site comportant les cinq mires fixes est donnée sur la figure 4.13.

Les positions des panneaux peuvent paraître étonnantes. En fait, nous ne disposions que d'un terrain de 195 m de long au lieu des 200 m prévus. Une fois l'emplacement du premier panneau défini, nous avons calculé l'angle solide que celui-ci représentait et positionné de proche en proche les différents panneaux de façon à ce que l'angle solide soit le même pour chaque panneau et que leurs surfaces soient normales à la direction d'observation, tout en vérifiant qu'ils ne se recouvraient pas. Cela a été réalisé à l'aide d'un théodolite à visée laser, ce qui explique que les positions des panneaux soient connues aussi précisément.

Numéro de la mire	1	2	3	4	5	6
Distance d'observation (m)	0-35	65,2	97,6	130,7	162,4	195
Largeur de la mire L (m)	0,5	1	1,5	2	2,5	3
Largeur de la bande t (m)	0,1	0,19	0,28	0,37	0,47	0,56

TAB. 4.2 – Position et dimensions des différentes mires réalisées.

En se référant au tableau 4.1, nous voyons que la largeur de la bande noire t est proche du seuil minimum de détection, soit $n = 2$, car il a fallu faire un compromis acceptable sur la taille des mires. La plus éloignée est déjà très impressionnante (9 m^2) et offre une prise au vent importante. D'ailleurs, en décembre 2004, des vents de 140 km/h ont balayé les Yvelines. Des branches d'arbres ont été cassées sur les arbres bordant les pistes. Pourtant les mires n'ont pas bougé, ce qui nous a rassuré sur le travail réalisé en commun avec la société SES.



FIG. 4.13 – Les cinq mires fixes de calibrage installées sur les pistes de Satory.

Concernant la localisation et la qualité des mires mises en place, le site réalisé correspond parfaitement à nos attentes. Malheureusement, la surface de la route nous convient moins bien. En effet, celle-ci est bétonnée, donc plutôt blanche, et n'est pas marquée sur la totalité de sa longueur. Nous ne sommes donc pas réellement dans les hypothèses de nos méthodes, qui supposent une route noire se confondant avec un ciel blanc d'une part, et des objets blancs sur fond noir d'autre part. En France, les chaussées en béton sont plutôt rares même si, sous l'impulsion

du Ministère de l'Équipement, un certain nombre de kilomètres de chaussées en béton est réalisé chaque année pour conserver le savoir-faire. Ainsi, en cas de crise pétrolière, les chaussées en béton redeviendraient économiquement viables et remplaceraient les chaussées bitumineuses. En outre, les chaussées en béton réalisées le sont sur autoroute, elles sont donc nécessairement marquées. La chaussée à notre disposition n'est donc pas réellement représentative d'une route française. Pour rétablir la situation, nous avons souhaité et souhaitons toujours réaliser deux grands marquages juxtaposés (un blanc et un noir) le long du site. Malheureusement, cela n'a pas encore été possible. Comme nous le verrons par la suite, cela pose un problème pour l'évaluation de la distance de visibilité mobilisée.

4.2.2 Évaluation du site de calibrage réalisé

Le site étant équipé de mires au format souhaité, il nous faut désormais démontrer l'adéquation du site avec notre objectif qui est de comparer la visibilité estimée à l'aide des panneaux et à l'aide des deux méthodes embarquées, qui, pour leur part, ne nécessitent pas de référence. Dans un premier temps, nous montrons comment évaluer la distance de visibilité météorologique à l'aide des mires d'un point de vue théorique et pratique. Puis, nous évaluons ce principe à l'aide de simulations photométriques sur lesquelles la distance de visibilité météorologique est parfaitement connue.

Aspects théoriques

Positionnons deux mires noires à différentes distances dans le champ de la caméra. Convenons que ces mires, de luminance intrinsèque nulle ($L_N(0) = 0$), sont situées respectivement à des distances d_1 et d_2 de la caméra. Dans le brouillard, d'après la loi de Koschmieder, leurs luminances apparentes respectives sont :

$$\begin{cases} L_N(d_1) &= (1 - e^{-kd_1})L_f \\ L_N(d_2) &= (1 - e^{-kd_2})L_f \end{cases} \quad (4.2)$$

En faisant le rapport de ces deux valeurs, on obtient l'égalité suivante :

$$\frac{1 - e^{-kd_2}}{1 - e^{-kd_1}} = \frac{L_N(d_2)}{L_N(d_1)} \quad (4.3)$$

Si, de plus, on a positionné les cibles de manière à ce que $d_2 = 2d_1$, alors :

$$\frac{1 - (e^{-kd_1})^2}{1 - e^{-kd_1}} = \frac{L_N(2d_1)}{L_N(d_1)} \quad (4.4)$$

soit

$$e^{-kd_1} = \frac{L_N(2d_1)}{L_N(d_1)} - 1 \quad (4.5)$$

On en déduit directement la valeur du coefficient d'extinction k .

$$k = -\frac{1}{d_1} \ln \left(\frac{L_N(2d_1)}{L_N(d_1)} - 1 \right) \quad (4.6)$$

Une technique alternative consiste à utiliser non plus le noir des mires, mais à la fois le noir et le blanc. Du système 4.2, on passe alors à un système plus riche :

$$\begin{cases} L_B(d_1) &= e^{-kd_1} L_B(0) + (1 - e^{-kd_1}) L_f \\ L_B(d_2) &= e^{-kd_2} L_B(0) + (1 - e^{-kd_2}) L_f \\ L_N(d_1) &= (1 - e^{-kd_1}) L_f \\ L_N(d_2) &= (1 - e^{-kd_2}) L_f \end{cases} \quad (4.7)$$

où $L_B(d)$ et $L_N(d)$ sont les luminances apparentes respectives de la partie noire et de la partie blanche de la mire située à la distance d . Il en ressort que :

$$\begin{cases} L_B(d_1) - L_N(d_1) &= e^{-kd_1} L_B(0) \\ L_B(d_2) - L_N(d_2) &= e^{-kd_2} L_B(0) \end{cases} \quad (4.8)$$

et donc

$$e^{k(d_1-d_2)} = \frac{L_B(d_2) - L_N(d_2)}{L_B(d_1) - L_N(d_1)} \quad (4.9)$$

soit

$$k = -\frac{1}{d_2 - d_1} \ln \left(\frac{L_B(d_2) - L_N(d_2)}{L_B(d_1) - L_N(d_1)} \right) \quad (4.10)$$

Notons qu'on n'a pas besoin de contraindre la relation entre d_1 et d_2 pour obtenir ce résultat. Si maintenant on ajoute la contrainte $d_2 = 2d_1$, on peut comparer les estimations du coefficient d'extinction de façons différentes, ce qui donne un moyen supplémentaire de quantifier la pertinence de la méthode.

On en conclut que, d'un point de vue théorique, outre la localisation spatiale des mires, la seule connaissance de la luminance des parties noires et blanches des différentes mires suffit à calibrer les méthodes embarquées de mesure de la distance de visibilité.

Mise en œuvre pratique

Pour détecter le centre des mires et mesurer les luminances des parties noires et blanches, nous procédons de manière classique en trois temps :

- Nous détectons les gradients à 45° par un opérateur de Kirsch (cf. figure 4.14b),
- Pour chaque pixel x détecté à l'étape précédente, nous calculons le score de corrélation entre la fenêtre 16×16 (taille des mires dans l'image) binarisée centrée sur x et une mire synthétisée. Nous gardons les points x dont la corrélation est supérieure à un seuil. Puis, dans chaque fenêtre 8×8 centrée sur les pixels détectés à l'étape précédente, nous conservons le meilleur, ce qui permet d'affiner la localisation du centre de la mire (cf. figure 4.14c),
- On segmente et on érode d'un pixel les parties blanches et noires des mires pour éviter les effets de bords sur les contours (cf. figure 4.14d).

On met ainsi à profit l'orientation à 45° de la diagonale des mires, leur photométrie noire et blanche et leur taille unique de 16×16 pixels dans l'image. Ceci nous permet de les détecter jusqu'à un contraste de l'ordre de 2 % au sens de Weber sur les images de synthèse du paragraphe suivant. Ce processus de détection des mires est illustré sur la figure 4.14.

Ayant détecté les mires et distingué leurs parties noires et blanches, il ne reste plus qu'à estimer leurs niveaux de gris médian et à utiliser les formules 4.6 ou 4.10 pour estimer la distance de visibilité météorologique.

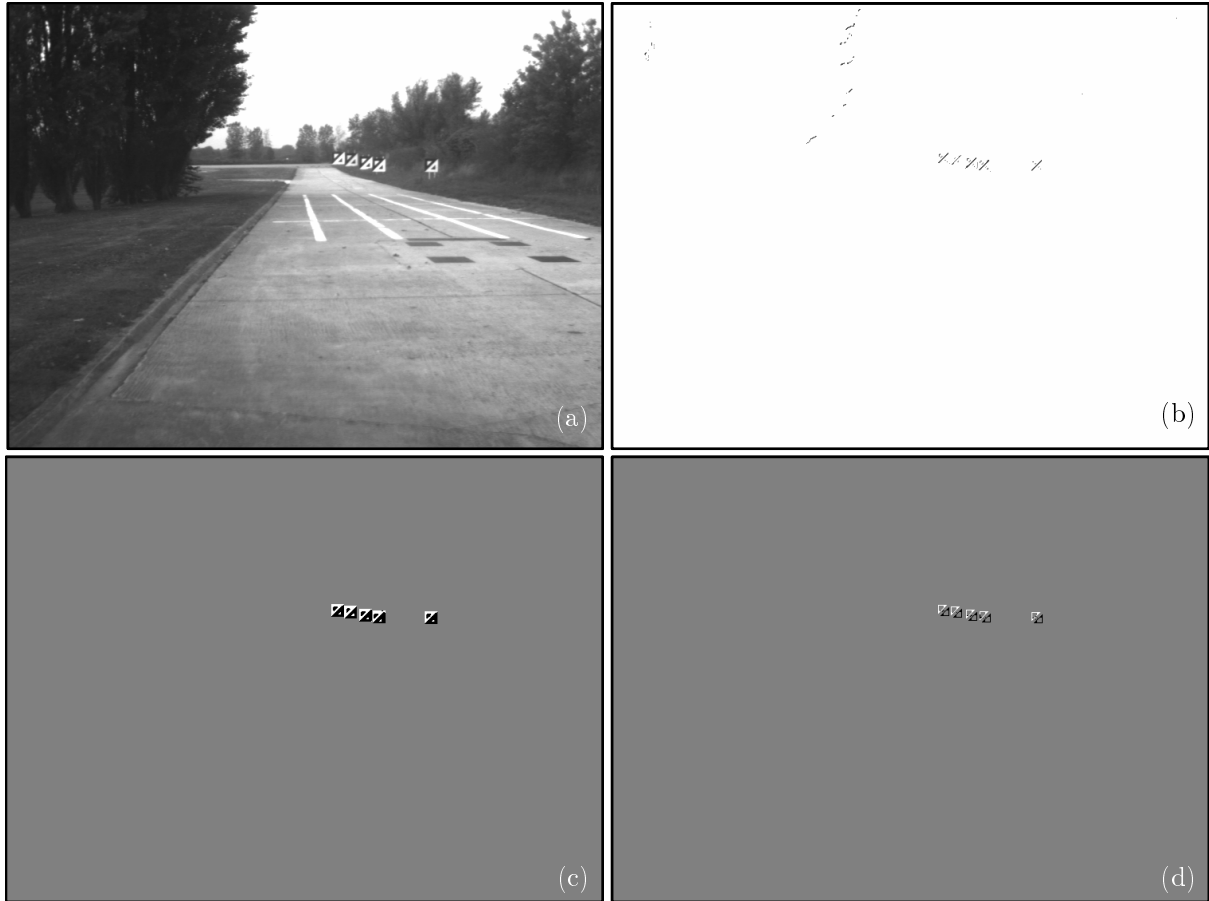


FIG. 4.14 – Processus de détection des mires en trois étapes. (a) Image originale; (b) Détection des gradients à 45° par opérateur de Kirsch; (c) Détection des mires par une technique de corrélation; (d) Érosion des mires détectées pour éviter les effets de bord.

Évaluation du procédé expérimental

Il nous faut qualifier le processus de calibrage de mesure de la visibilité météorologique par mires. Pour cela, la Division ESE du LCPC a reconstruit le site en images de synthèse et a effectué des simulations photométriques de brouillard pour différentes distances de visibilité météorologique V_{met} : 33 m, 66 m, 100 m, 133 m, 166 m et 200 m. Elles sont représentées sur la figure 4.18.

On parle de simulations photométriques plutôt que d'images de synthèse, car ce sont des niveaux de luminance qui sont manipulés. Ce n'est qu'à la fin du processus que les résultats sont traduits en niveaux de gris pour constituer une image à proprement dit. La dynamique de l'image très élevée sur les simulations photométriques est alors ramenée à 256 valeurs entières pour constituer une image.

Les intensités médianes des mires relevées sur ces images sont données dans le tableau 4.3. Les distances de visibilité météorologique estimées respectivement à partir des formules 4.6 et 4.10 sont données dans les tableaux 4.4 et 4.5. Nous notons \hat{V}_{met} , la distance de visibilité météorologique estimée à l'aide des mires.

En utilisant la formule 4.6 qui suppose $d_2 = 2d_1$, seuls deux couples de mires peuvent être utilisés. En revanche, en utilisant la formule 4.10 qui ne contraint pas les distances entre elles, dix couples de mires peuvent être employés. La mire 1, qui dans la réalité est mobile et se positionne entre 0 et 35 m, n'était pas construite quand les simulations photométriques ont été réalisées, elle n'est donc pas présente dans les tableaux. De ce fait, les tableaux sont un peu creux.

V_{met} (m)		33	66	100	133	166	200
Mire 2	L_B	-	247	233	219	207	196
	L_N	-	242	220	198	178	161
Mire 3	L_B	-	-	247	238	228	219
	L_N	-	-	242	228	213	198
Mire 4	L_B	-	-	-	247	240	233
	L_N	-	-	-	242	232	220
Mire 5	L_B	-	-	-	-	247	241
	L_N	-	-	-	-	242	234
Mire 6	L_B	-	-	-	-	-	247
	L_N	-	-	-	-	-	242

TAB. 4.3 – Mesures des intensités médianes des parties noires L_N et blanches L_B des mires plongées dans différentes densités de brouillard.

\hat{V}_{met} (m)		V_{met} (m)					
		33	66	100	133	166	200
Paire de mires	$2 \rightarrow 4$	-	-	-	-	-	207
	$3 \rightarrow 6$	-	-	-	143	157	206

TAB. 4.4 – Mesures de distance de visibilité météorologique estimée à partir de l'équation (4.6).

A la vue des tableaux qui précédent, les résultats obtenus sont diversement appréciables. En particulier, certains résultats dans le bas du tableau ne sont pas bons, et ce pour deux raisons. Tout d'abord, la dynamique des images est compressée pour traduire en niveaux de gris les simulations photométriques, problème auquel s'ajoute un problème d'arrondi. Par la suite, la formule 4.10, logarithmique, est plus sensible aux faibles différences d'intensité des mires éloignées, qu'aux grandes différences d'intensité des mires proches. La visibilité estimée est donc nécessairement moins bonne en utilisant les mires éloignées. Malgré tout, en considérant deux mires toutes deux proches de la caméra ou deux mires éloignées l'une par rapport à l'autre, les résultats sont bons. Ainsi, la figure 4.15 représente la distance de visibilité estimée en fonction de la distance de visibilité simulée pour ces couples de mires spécifiques. Le coefficient de corrélation linéaire est très proche de 1, ce qui laisse penser que le procédé expérimental est adapté à nos objectifs.

\hat{V}_{met} (m)		V_{met} (m)					
		33	66	100	133	166	200
Paire de mires	2 \rightarrow 3	-	-	106,75	137,5	155	200
	2 \rightarrow 4	-	-	-	140	156	203
	2 \rightarrow 5	-	-	-	-	171	186
	2 \rightarrow 6	-	-	-	-	-	207
	3 \rightarrow 4	-	-	-	143	157	206
	3 \rightarrow 5	-	-	-	-	183	183
	3 \rightarrow 6	-	-	-	-	-	211
	4 \rightarrow 5	-	-	-	-	211	160
	4 \rightarrow 6	-	-	-	-	-	210
	5 \rightarrow 6	-	-	-	-	-	303

TAB. 4.5 – Mesures de distance de visibilité météorologique estimée à partir de l'équation (4.10).

Au bilan, à condition de bien choisir les couples de mires pour appliquer les formules 4.6 ou 4.10, nous pouvons dire que l'utilisation des mires pour estimer la distance de visibilité météorologique est possible et fournit des résultats intéressants pour l'évaluation des méthodes embarquées.

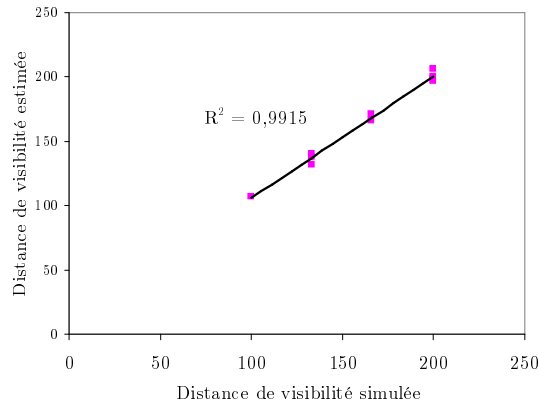


FIG. 4.15 – Visibilité estimée à l'aide des mires en fonction de la distance de visibilité simulée. Seuls les couples où les mires sont éloignées l'une de l'autre, ou bien toutes les deux proches du capteur sont représentés.

4.2.3 Mise en œuvre du site de calibrage

Dans le chapitre 3, nous avons souhaité disposer d'une méthode de mesure comportant très peu d'hypothèses et fonctionnant sous toutes les conditions météorologiques. Cela nous a amené à construire notre technique estimant la distance de visibilité mobilisée. Celle-ci repose sur l'hypothèse fondamentale suivante : le contraste des objets présents dans la scène diminue avec la distance et ce d'autant plus rapidement que les conditions météorologiques sont dégradées.

Pour vérifier cette hypothèse, nous avons capturé des images du site de calibrage sous différentes conditions météorologiques : beau temps, bruine, brume, chute de neige, brouillard. Pour chaque condition météorologique, nous avons mesuré la distance de visibilité météorologique à l'aide des mires. Ces images ainsi que les distances de visibilité correspondantes sont données sur la figure 4.16.

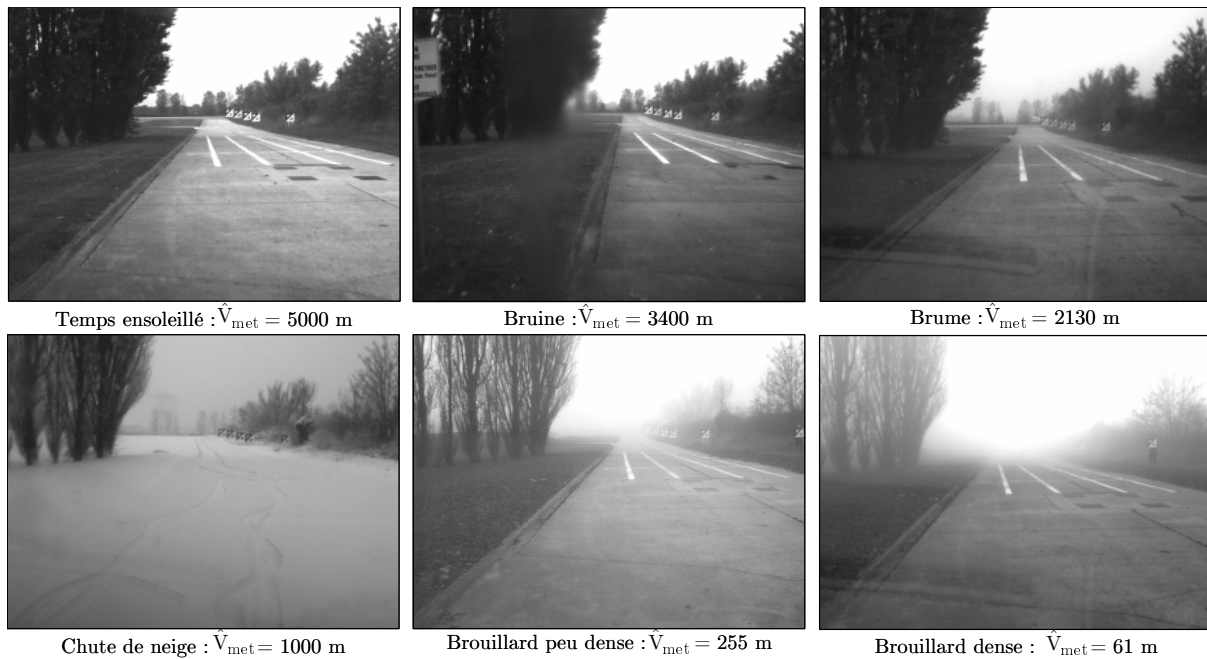


FIG. 4.16 – Visibilité estimée à l'aide des mires par différentes conditions météorologiques : beau temps, pluie légère, brume, chute de neige, brouillard léger, brouillard dense.

Il ressort des différents essais réalisés une bonne corrélation entre les distances de visibilité estimées à l'aide des mires et l'impression visuelle. Les images présentées sur la figure 4.16 tendraient donc à confirmer notre hypothèse fondamentale. L'utilisation du site de calibrage nous permet donc déjà de valider une partie des travaux.

Par la suite, compte tenu de la portée des capteurs utilisés, la distance de visibilité maximale estimée est de l'ordre de 250 m. Ainsi, nos méthodes ne s'appliquent que pour des conditions météorologiques très dégradées, ce qui est uniquement le cas sur les deux dernières images de la figure 4.16. Celles-ci correspondent à des images de brouillard. Nous n'évaluerons donc les méthodes de manière quantitative qu'avec des images de brouillard. Ceci ne constitue pas pour autant une limitation de nos méthodes. Effectivement, nous considérons qu'au delà de 250 m, la réduction de la distance de visibilité météorologique ne constitue pas un problème pour l'entité en charge de la conduite.

4.2.4 Résultats quantitatifs sur simulations photométriques

Une première étape de validation quantitative consiste à utiliser des images dont la distance de visibilité météorologique est parfaitement connue. C'est le cas des simulations photométriques que nous venons d'utiliser pour valider le site de calibrage (paragraphe 4.2.2).

Estimation de la visibilité météorologique

Le tableau 4.6 donne les mesures de distance de visibilité météorologique, notées \tilde{V}_{met} , obtenues à l'aide de la méthode monoculaire basée sur la loi de Koschmieder et présentée au chapitre 2.

V_{met} (m)	33	66	100	133	166	200
\tilde{V}_{met} (m)	32,9	68	100,3	131,7	162	191,5
Erreur absolue (m)	0,1	2	0,3	1,3	4	8,5
Erreur relative (%)	0,3	3	0,3	1	2,4	4,25

TAB. 4.6 – Performances quantitatives de l'algorithme de mesure de la distance de visibilité météorologique.

En représentant la visibilité estimée \tilde{V}_{met} en fonction de la visibilité simulée V_{met} (cf. figure 4.17), le coefficient de corrélation linéaire est très proche de 1. Les images correspondant à ces mesures sont données sur la figure 4.18. Elles laissent penser que la méthode présentée au chapitre 2 est précise. Les résultats sont même meilleurs qu'en utilisant les mires de référence. Nous proposons deux explications à ce résultat plutôt surprenant.

Premièrement, les images ont été synthétisées à l'aide la loi de Koschmieder. La méthode de mesure reposant également sur celle-ci, les résultats sont donc nécessairement bons, puisque le même modèle est utilisé aux deux bouts de la chaîne de validation expérimentale. Deuxièmement, la méthode se fonde sur une dérivée de la courbe représentative de la loi de Koschmieder. Ainsi, la mesure effectuée en relatif, ne souffre pas de la compression linéaire de dynamique réalisée sur les simulations photométriques.

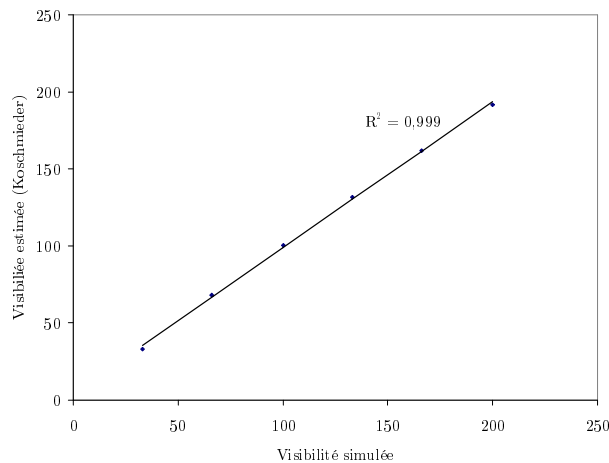


FIG. 4.17 – Visibilité estimée \tilde{V}_{met} à l'aide de la méthode fondée sur la loi de Koschmieder (chapitre 2) en fonction de la distance de visibilité simulée V_{met} .

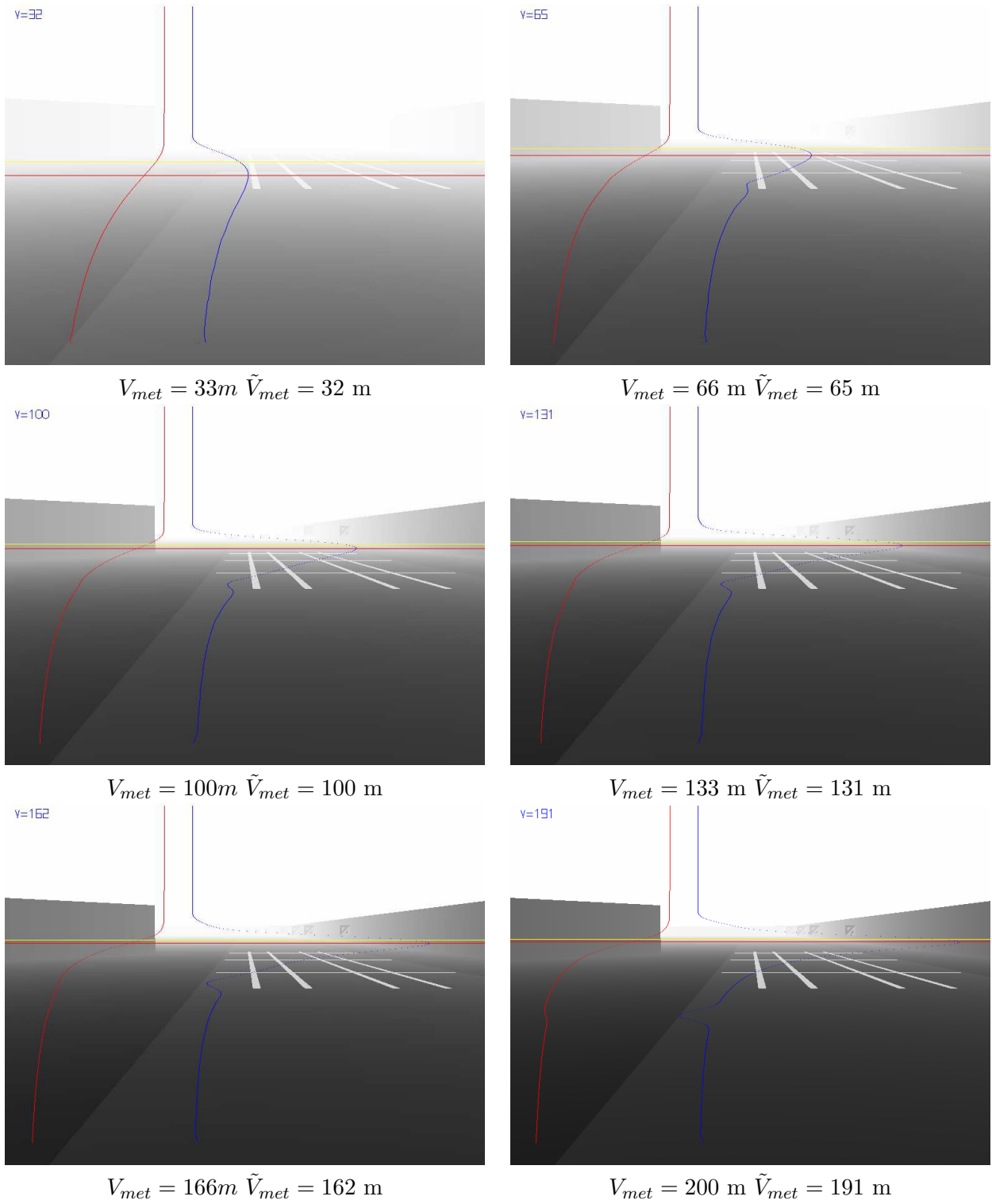


FIG. 4.18 – Mesure de la distance de visibilité météorologique \tilde{V}_{met} sur simulations photométriques

Estimation de la visibilité mobilisée

Le tableau 4.7 donne les estimations de la distance de visibilité mobilisée \tilde{V}_{mob} effectuées sur les simulations photométriques. Puisque nous ne disposons pas d'un couple d'images stéréo pour ces images, les mesures de distance sont fondées sur le calcul du contraste supérieur à 5 % et la connaissance a priori de la géométrie de la scène.

Nous exploitons également la présence des mires pour estimer la distance de visibilité mobilisée. En effet, la pauvreté de la scène, c'est-à-dire essentiellement l'absence de marquages le long du site, et la compression de dynamique, qui conduit à un affaiblissement du contraste, donnent une distance de visibilité mobilisée très faible quand on utilise uniquement les objets présents à la surface de la route. En fin de chapitre 2, nous avons montré que l'utilisation de l'ensemble des données 3-D de la scène était plus riche. C'est le cas sur ces images, où l'exploitation du monde vertical, c'est-à-dire des mires permet d'obtenir une distance de visibilité mobilisée supérieure, plus proche de la distance de visibilité météorologique.

En exploitant le contraste supérieur à 5 % sur les mires, on peut voir sur la figure 4.20 que la distance de visibilité mobilisée est égale à la distance de visibilité météorologique simulée sur les deux images possédant la plus grande visibilité et est inférieure dans les autres cas. Ceci est lié au fait que les deux mires les plus éloignées ont leur sommet sur fond de ciel, contrairement aux trois autres qui sont sur fond de végétation. Ainsi, compte tenu de la définition de la visibilité météorologique (objet noir sur fond de ciel), le contraste par rapport au ciel de ces deux mires est supérieur à 5 %, conduisant à une erreur inférieure sur les visibilités plus élevées.

V_{met} (m)	33	66	100	133	166	200
\tilde{V}_{mob} (m)	30	46	80	110	166	200
Erreur absolue (m)	3	20	20	23	0	0
Erreur relative (%)	9	30	20	17	0	0

TAB. 4.7 – Performances quantitatives de l'algorithme de mesure de la distance de visibilité mobilisée.

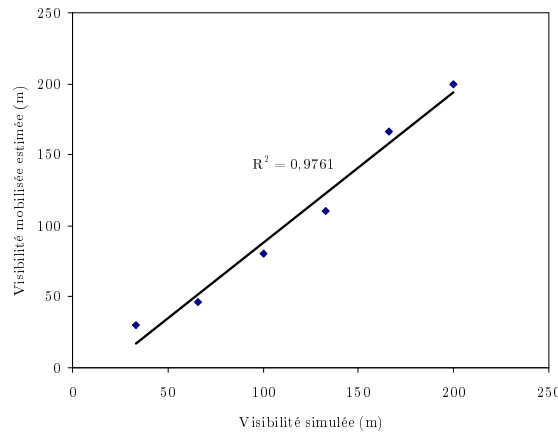


FIG. 4.19 – Visibilité mobilisée \tilde{V}_{mob} (chapitre 3) en fonction de la distance de visibilité simulée V_{met} sur simulations photométriques.

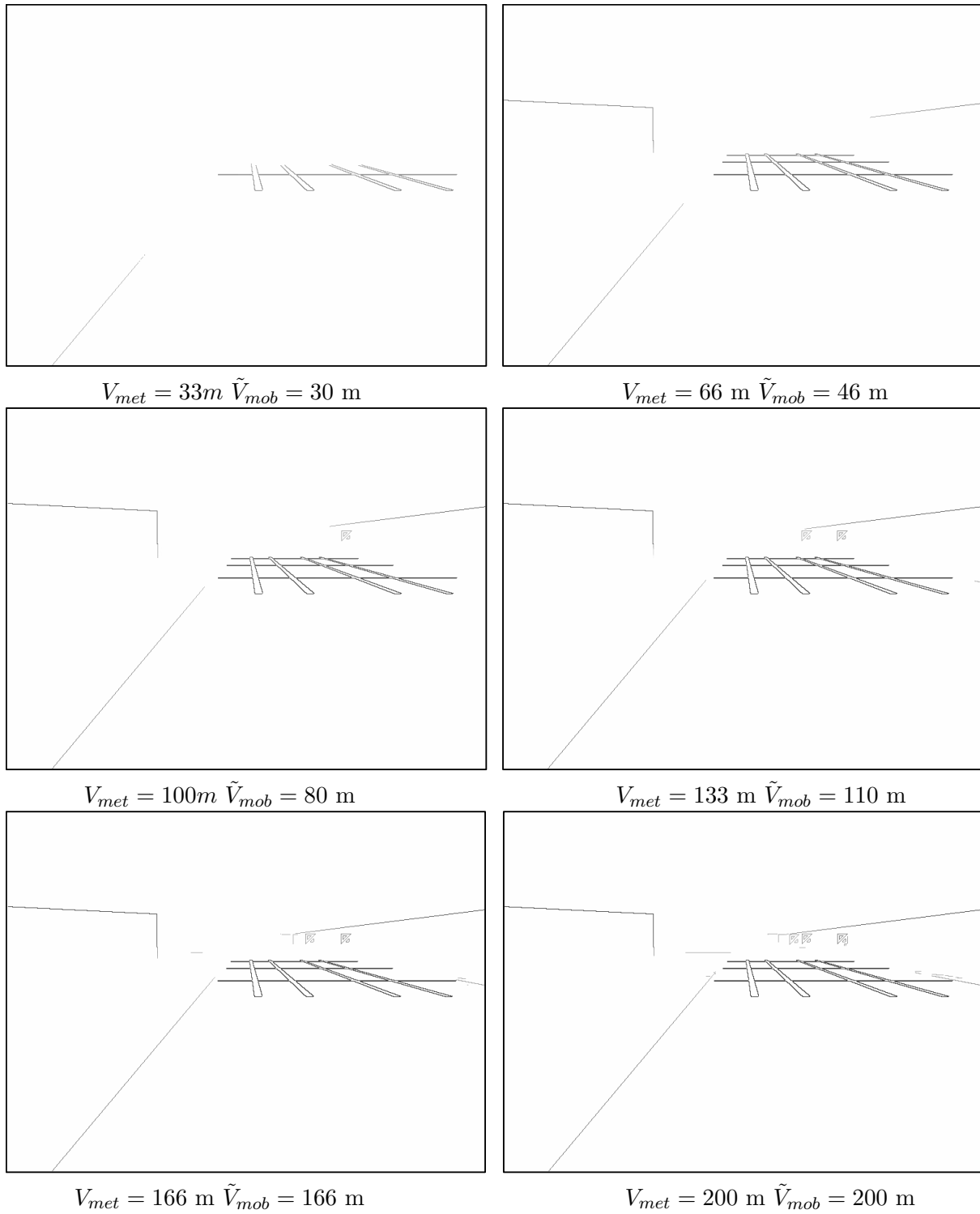


FIG. 4.20 – Contraste supérieur à 5 % et mesure de la distance de visibilité mobilisée sur simulations photométriques

4.2.5 Résultats quantitatifs sur images réelles

Les mesures obtenues sur des images simulées dont la visibilité météorologique était parfaitement connue peuvent être considérées comme fiables. En particulier, la mesure de la distance de visibilité météorologique basée sur la loi de Koschmieder donne de très bons résultats, ce qui était prévisible du fait de l'utilisation de la loi de Koschmieder pour à la fois simuler et estimer le brouillard. Dans ce paragraphe, nous proposons d'utiliser, non plus des simulations photométriques, mais des images réelles acquises sur le site de calibrage. Pour pouvoir exploiter celles-ci, nous procédons en quatre étapes :

- Estimation de la position de la ligne d'horizon,
- Estimation de la distance de visibilité météorologique \hat{V}_{met} à l'aide des panneaux,
- Estimation de la distance de visibilité météorologique \tilde{V}_{met} à l'aide de la méthode fondée sur la loi de Koschmieder,
- Estimation de la distance de visibilité mobilisée \tilde{V}_{mob} .

Estimation de la position de la ligne d'horizon

Pour pouvoir mettre en œuvre l'hypothèse « monde plan », nous devons estimer la position de la ligne d'horizon dans l'image. Celle-ci correspond à la ligne support du point de fuite dans l'image. De nombreux auteurs ont travaillé sur la détection des points de fuite pour identifier les marquages routiers et faire du suivi de routes. Le principe de ces méthodes est de faire voter les segments détectés et de trouver le lieu où la plupart s'intersectent.

Au sein du LIVIC, un algorithme d'extraction de segments a été développé et breveté [Tarel *et al.*, 2001]. Pour obtenir la ligne d'horizon, on construit un histogramme où chaque segment contribue proportionnellement à sa longueur à l'endroit où il s'intersecte avec une droite horizontale. La ligne d'horizon est celle qui donne le meilleur pic d'histogramme. Pour avoir plus de détails sur la construction d'un tel histogramme, il faut se référer à [Tarel, 2002]. Ce procédé est illustré sur deux images tests sur la figure 4.21.



FIG. 4.21 – Extraction de la position de ligne d'horizon

Estimation de la distance de visibilité météorologique

Nous avons réussi à capturer, non sans mal, trois séries d'images du site de calibrage par temps de brouillard dense, ce qui représente un total d'une centaine d'images. La densité du brouillard variant légèrement en fonction du temps, nous avons ainsi pu photographier environ une dizaine de conditions de visibilité différentes.

La distance de visibilité météorologique estimée sur ces images à l'aide des panneaux d'une part et à l'aide de la méthode embarquée ont été évaluées. Elles sont tracées l'une en fonction de l'autre sur la figure 4.23. La corrélation entre les mesures est supérieure à 90 %, ce qui est un bon résultat. Deux images de résultats sont données sur la figure 4.22.



FIG. 4.22 – Mesure de la distance de visibilité météorologique sur images réelles : (a) $\tilde{V}_{met} = 95m$, $\hat{V}_{met} = 94m$; (b) $\tilde{V}_{met} = 61m$, $\hat{V}_{met} = 61m$.

Bien entendu avec dix mesures, nous ne pouvons pas prétendre avoir traité un échantillon de scénarii statistiquement représentatif. Mais, compte tenu de la difficulté que nous avons eues à obtenir ces quelques images, nous pensons que la tâche est ardue, du fait que nous ne pouvons pas être sur le site en permanence. Pour augmenter la taille de l'échantillon traité, il faudrait entièrement automatiser le processus, ce qui pourrait être envisagé dans l'avenir.

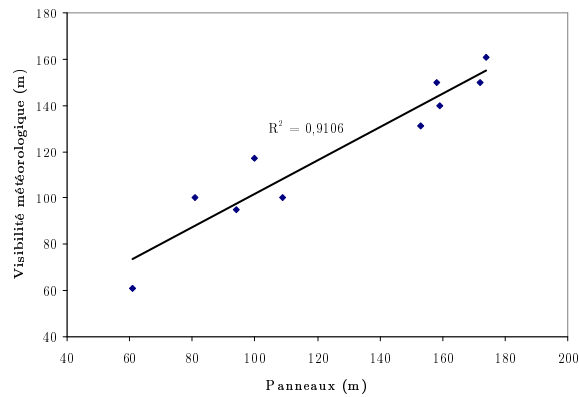


FIG. 4.23 – Distance de visibilité météorologique \tilde{V}_{met} sur images réelles en fonction de la visibilité estimée à l'aide des panneaux \hat{V}_{met} .

Estimation de la distance de visibilité mobilisée

La distance de visibilité mobilisée estimée sur ces images à l'aide de la méthode embarquée a été évaluée. Sur la figure 4.25, elle est tracée en fonction de la distance de visibilité estimée à l'aide des panneaux. La corrélation entre les mesures est supérieure à 80 %. Deux images de résultat sont données sur la figure 4.24 et les trois phases de calcul sont détaillées.

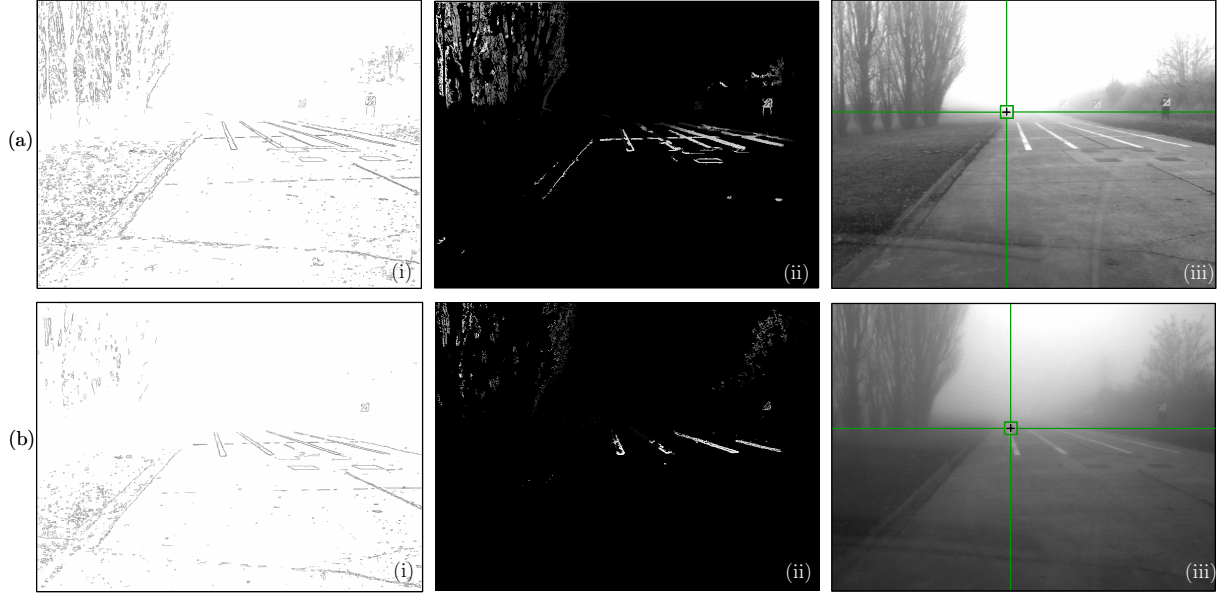


FIG. 4.24 – Mesure de la distance de visibilité mobilisée sur images réelles : (i) Contraste supérieur à 5 % ; (ii) Carte de disparité quasi-dense ; (iii) Résultat final. (a) $\tilde{V}_{mob} = 80$ m, $\hat{V}_{met} = 94$ m ; (b) $\tilde{V}_{mob} = 40$ m, $\hat{V}_{met} = 61$ m.

Ce résultat est bon mais l'est moins que pour l'estimation de la visibilité météorologique. Ceci est directement lié à la distribution spatiale discontinue des panneaux. De ce fait, le résultat est à notre avis tout à fait satisfaisant.

Il est à noter que l'on retrouve bien que la distance de visibilité mobilisée est inférieure à la distance de visibilité météorologique, comme la théorie le prévoyait.

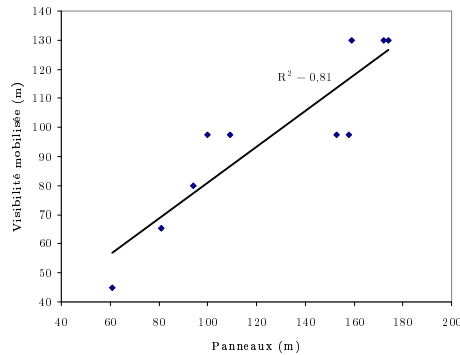


FIG. 4.25 – Distance de visibilité mobilisée \tilde{V}_{mob} sur images réelles en fonction de la visibilité estimée à l'aide des panneaux \hat{V}_{met} .

4.2.6 Bilan de l'évaluation quantitative

L'utilisation de mires de référence en lieu et place d'un capteur de référence a permis de construire une mesure de référence et ainsi d'évaluer quantitativement les méthodes embarquées de mesure de la distance de visibilité.

Pour cela, nous avons tout d'abord présenté les contraintes pour réaliser un site de calibrage adapté équipé de mires, en termes de photométrie, fréquence spatiale, orientation et géométrie. Deux implantations possibles du dispositif ont été proposées. Finalement, une solution fondée sur l'utilisation de plusieurs mires compactes à base de triangles a été proposée.

Nous avons ensuite montré comment en théorie et en pratique évaluer la distance de visibilité météorologique à l'aide de telles mires. Nous avons vérifié que notre proposition était valide à l'aide de simulations photométriques de brouillard. Il en ressort que c'est le cas à condition d'utiliser des mires éloignées l'une de l'autre, ou toutes deux proches du capteur. En dehors de cela, l'erreur commise semble importante et peut être reliée à la compression de dynamique qu'il a fallu réaliser pour transformer les simulations photométriques en images à niveaux de gris.

Puis, les méthodes ont été testées sur ces simulations photométriques. La méthode présentée au chapitre 2 donne de très bons résultats car elle est insensible à la dynamique réduite des images. La méthode présentée au chapitre 3, testée en utilisant une connaissance a priori de la géométrie de la scène, donne de bons résultats.

Finalement, les méthodes embarquées ont été testées à l'aide d'images réelles. L'estimation de la distance de visibilité météorologique est très correcte. L'estimation de la distance de visibilité mobilisée est correcte mais repose en partie sur la détection des mires qui sont les seuls indices visuels sur la scène, faute d'une chaussée noire et marquée. Il faudra remédier à cela dans l'avenir. Par ailleurs, l'échantillon de scénarios traités est relativement restreint, mais semble difficile à étoffer.

4.3 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons traité de l'évaluation expérimentale des méthodes décrites aux chapitres 2 et 3.

Dans un premier temps, une étude qualitative à l'aide de séquences enregistrées à bord des véhicules expérimentaux sous différentes conditions météorologiques a été réalisée. Il en ressort que les deux méthodes semblent donner des résultats en accord avec la perception que l'on peut avoir des images à l'œil nu. Il semble y avoir corrélation entre les mesures obtenues et les conditions météorologiques présentes dans la scène.

Dans un deuxième temps, nous nous sommes livrés à une étude quantitative des performances des méthodes. Par manque de capteur de référence, nous avons procédé de manière statique à l'aide d'un site que nous avons équipé de mires spécifiques, dont les positions, la photométrie et la géométrie sont connues. À l'aide de simulations photométriques de brouillards parfaitement déterminés, nous avons montré que l'utilisation de ces mires était adaptée pour estimer la visibilité météorologique de manière statique. Nous avons profité de ces simulations photométriques pour vérifier que nos méthodes embarquées fonctionnaient correctement sur ces images de synthèse. Finalement, nous avons comparé, sur des images réelles du site de calibrage

par temps de brouillard, les distances de visibilité fournies par les méthodes embarquées et la distance de visibilité estimée à l'aide des mires. Il semble y avoir une bonne corrélation entre ces différents résultats, ce qui nous laisse penser que nos méthodes embarquées sont fiables. Cependant, l'échantillon restreint traité ne permet pas de donner une conclusion statistiquement valide.

L'évaluation qualitative des méthodes nous a donc permis de montrer que les méthodes embarquées se comportaient de bonne manière en dynamique. L'évaluation quantitative nous a montré une bonne fiabilité des méthodes en condition statique. Tout ceci nous permet de croire à un comportement dynamique fiable et adapté des méthodes embarquées.

Conclusion générale

L'ÉTUDE DES MÉCANISMES VISUELS DU BROUILLARD n'est pas récente, comme le montre la publication des travaux de Koschmieder en 1924. Plus récemment au sein du LCPC, les travaux menés sur la visibilité routière ont conduit à une décomposition des effets visuels du brouillard et au développement d'un modèle générique, afin de générer des images de brouillard physiquement réalistes et d'étudier sur un simulateur le comportement des conducteurs.

Le travail présenté dans ce mémoire de thèse se veut le dual de ces travaux de synthèse d'images. Partant de la modélisation des effets du brouillard effectuée au sein du LCPC, nous avons construit deux méthodes d'analyse d'images en temps réel permettant de détecter les conditions de visibilité et d'estimer la distance de visibilité météorologique à l'aide de caméras embarquées à bord d'un véhicule automobile. La première méthode est spécifique au brouillard diurne. La deuxième est générique. L'originalité des travaux réalisés est également d'avoir qualifié les performances des techniques de manière quantitative à l'aide d'un site dédié, équipé de mires, réalisé pendant la durée de la thèse.

Contributions

Voici dans le détail, les différentes contributions réalisées :

L'introduction a situé la notion de réduction de la visibilité par conditions météorologiques dégradées par rapport aux autres sources de réduction de la visibilité, à savoir la topographie de la scène routière, la présence d'un masquage temporaire de la scène routière ou encore l'état du pare-brise. Dans ce contexte, nous avons justifié l'intérêt d'une telle mesure embarquée pour les aides à la conduite, celles-ci pouvant être de natures différentes. Dans un premier cas, on cherchera à informer le conducteur que sa vitesse n'est pas adaptée aux conditions météorologiques du moment. L'image capturée par le système de vision doit alors être comparable à ce que voit le conducteur en termes d'angle de vue, de résolution, de sensibilité ou encore de dynamique. Dans un second cas, un tel système permettra de quantifier le fonctionnement du ou des capteurs extéroceptifs embarqués, information qui pourra être exploitée, soit pour adapter, dans la mesure du possible, le fonctionnement du capteur, ainsi que les traitements qui lui sont liés, soit pour informer le conducteur que son système d'assistance est momentanément inopérant. Enfin, un tel système peut tout simplement servir à allumer ou à régler automatiquement les feux anti-brouillard d'un véhicule automobile.

L'intérêt d'une mesure embarquée de la visibilité météorologique ayant été montré, le premier chapitre a d'abord proposé une synthèse des travaux effectués sur les mécanismes et effets visuels du brouillard. La notion de visibilité météorologique a alors été définie en s'appuyant sur le vocabulaire international de l'éclairage proposé par la CIE. Dans un premier temps, ceci nous a permis de confondre les notions de distance de visibilité météorologique et de portée optique météorologique. Dans un deuxième temps, cela nous a autorisé à relier directement la distance de visibilité météorologique au coefficient d'extinction du brouillard. Sachant quelle grandeur physique mesurer, nous avons alors effectué un tour d'horizon des capteurs optiques susceptibles d'être embarqués pour ce faire. Compte tenu de son encombrement, un transmissiomètre qui oblige à aligner un émetteur et un détecteur éloignés de plusieurs dizaines de mètres, ne peut être utilisé. Un diffusiomètre, trop sensible aux hétérogénéités du brouillard, n'est pas embarquable. L'utilisation d'un laser, bien que prometteuse au premier abord, ne semble pas adaptée, car sa puissance doit être modulée en fonction de la densité de brouillard explorée. Le radar est proscrit car il n'est pas sensible aux conditions atmosphériques. Finalement, la caméra nous a semblé la

plus adaptée. En l'occurrence, deux méthodes de mesure embarquée de la distance de visibilité par caméra, portées à notre connaissance avant le début de la thèse, ont été détaillées. La première, publiée en 1998 par CMU, estime l'atténuation du contraste sur les marquages routiers à différentes distances devant le véhicule et déduit un coefficient d'atténuation du contraste par mètre que l'on peut traduire en distance de visibilité. La deuxième, publiée pendant la durée de la thèse par la société NEXYAD S.A, détecte les éléments visible de la scène en comparant le spectre fréquentiel de chaque voisinage de l'image à une fonction seuil issue de recherches en psychophysique, puis traduit la fréquence spatiale trouvée la plus élevée en distance de visibilité. Nous avons détaillé ces méthodes et montré leurs insuffisances. Au bilan, ce premier chapitre nous a donné les éléments clés pour développer des méthodes adaptées à nos objectifs, méthodes que nous avons détaillées dans les deux chapitres suivants.

Les effets visuels du brouillard diurne ayant été correctement modélisés par la loi de Koschmieder dans le premier chapitre, nous avons ensuite exploité dans le deuxième chapitre la présence théorique d'un point d'inflexion sur la courbe représentative de cette loi pour mesurer la distance de visibilité météorologique. En pratique, grâce à des techniques d'analyse d'images, en particulier un algorithme de croissance de région, nous avons vérifié l'existence de ce point d'inflexion. Finalement, la méthode développée nécessite uniquement la présence de la route et du ciel pour fonctionner et exploite une seule caméra. Pour compléter la description de la méthode, nous avons établi une mesure du niveau de confiance que l'on peut en attendre et avons fait une étude succincte de sensibilité. Les limites de la méthode ont ensuite été exposées. Une partie de ces limites a été comblée par une utilisation astucieuse d'un résultat intermédiaire de la méthode permettant de se ramener simplement à l'approche développée par CMU. Finalement, nous avons montré comment cette méthode permettait également de construire une méthode originale de restauration du contraste. Au bilan, la méthode permet de détecter la présence de brouillard diurne et d'estimer la distance de visibilité météorologique dans de nombreuses situations. Le cas du brouillard diurne ayant été traité, nous avons souhaité étendre les travaux à d'autres conditions météorologiques et d'illumination, ce que nous avons fait dans le chapitre suivant.

La méthode développée dans le deuxième chapitre étant très spécifique au brouillard diurne, nous avons développé dans le troisième chapitre une méthode plus générique. L'hypothèse majeure que nous avons formulée a été la suivante : le contraste des objets contenus dans une scène routière diminue avec la distance et ce d'autant plus rapidement que les conditions météorologiques sont dégradées, ce qui correspond à une généralisation de la loi de Koschmieder. Ainsi, nous avons proposé de compléter la notion de distance de visibilité météorologique par l'étude de la distance à l'objet présent dans la scène le plus éloigné possédant un contraste suffisant par rapport à son fond. Nous avons choisi d'appeler cette distance, qui dépend de la scène routière, distance de visibilité mobilisée et établi le lien qui existe entre elle et la distance de visibilité météorologique. Pour cela, nous avons introduit une distance de visibilité intermédiaire, que nous avons appelée distance de visibilité mobilisable, qui est, pour des conditions météorologiques données, la distance maximale à laquelle un objet potentiel serait visible. En choisissant un seuil de contraste de 5 %, nous avons montré que la distance de visibilité mobilisable était proche de la distance de visibilité météorologique. Par la suite, nous avons estimé la distance de visibilité mobilisée en découpant la méthode en deux phases. Tout d'abord, nous avons développé une méthode de mesure du contraste supérieur à 5 % inspirée de la méthode de segmentation d'images de Köhler et adaptée à nos besoins. Puis, en nous appuyant sur l'approche stéréo « v-disparité », nous avons construit une carte de disparité de l'environnement du véhicule, où la

distance des points appartenant à la surface de la route est connue correctement et où les objets verticaux sont mis en évidence. En combinant de manière astucieuse les deux méthodes, nous avons finalement pu mesurer la distance à l'objet le plus éloigné appartenant à la surface de la route et possédant un contraste supérieur à 5 %, répondant ainsi aux objectifs fixés. La méthode a été discutée et ses limites ont été données. En guise de perspectives et pour montrer comment on pouvait améliorer les résultats, une méthode mettant à profit également le monde vertical de la scène a été rapidement décrite. Une fusion des deux approches nous semble prometteuse dans l'avenir.

Dans le dernier chapitre, nous avons évalué expérimentalement les deux méthodes. Nous avons procédé de deux façons différentes. Dans un premier temps, nous avons étudié de manière qualitative le comportement dynamique des deux méthodes à l'aide de séquences vidéo acquises à bord des véhicules expérimentaux sous différentes conditions météorologiques. Celui-ci s'est révélé relativement conforme à nos attentes et a permis d'envisager sereinement une évaluation plus quantitative. Pour cela, faute d'un capteur de référence, nous avons dû procéder de manière statique à l'aide d'un site de calibrage équipé de mires, que nous avons nous-mêmes spécifié, implanté et réalisé avec l'assistance de la société SES. Le protocole expérimental permettant d'évaluer quantitativement les méthodes a été validé à l'aide de simulations photométriques. Finalement, nous avons évalué les méthodes à l'aide d'images réelles chèrement acquises du site de calibrage par temps de brouillard. Le comportement des méthodes en conditions statiques s'est avéré très correct. Il n'y a plus qu'un pas à franchir pour croire à un comportement dynamique précis des méthodes.

Valorisation

Les travaux présentés ont été valorisés de plusieurs manières. Tout d'abord, un brevet industriel a été déposé sur la méthode générique, combinant le contraste et la stéréovision.

Puis, ils ont été au cœur du projet de recherche français ARCOS, financé par le PREDIT. Ce projet concernait l'amélioration de la sécurité routière, avec un objectif à terme de réduire les accidents de 30 %. La mesure de la distance de visibilité a constitué un des onze thèmes de recherche. La brique fonctionnelle distance de visibilité a été présente, en cible prioritaire dans chacune des quatre fonctions visées : gérer les distances intervéhiculaires, prévenir les collisions, alerter les véhicules en amont, prévenir les sorties de route. Dans ce cadre, nous avons présenté un poster au Ministère de l'Équipement, réalisé une présentation lors de la journée de présentation des résultats et effectué deux démonstrations des logiciels réalisés de jour et de nuit. Pour l'occasion, les deux méthodes de mesure de distance de visibilité ont été couplées en stéréovision et associé à la détection d'obstacles par stéréovision. Un article présentant cette combinaison des différentes approches a d'ailleurs été accepté en 2005 au congrès IEEE Intelligent Vehicles.

En l'occurrence, de nombreux articles ont été rédigés pendant la durée de la thèse. Six articles de revues ont été écrits (deux publiés, quatre en cours de soumission). Neuf articles de conférences (huit publiés et un en cours de soumission) ont été écrits. Le détail des publications figure en annexe F. Vu le nombre d'articles de conférence publiés, on peut penser que le sujet traité est innovant et intéressant. Concernant les revues à comité de lecture, plus académiques, il est amusant de constater que les éditeurs ont du mal à trouver des rapporteurs dans notre domaine. Par conséquent, les processus de lecture sont très longs et conduisent parfois à des aberrations. Ainsi, la revue Pattern Recognition a refusé un article sur la méthode dédiée au brouillard, car

selon eux la détection du brouillard ne constituait pas du « pattern recognition », bien que par ailleurs l'article ait été jugé très intéressant. C'est encore une fois la preuve que le domaine traité est nouveau et ne peut pas encore être considéré comme une discipline académique, au même titre que la détection d'obstacles, la localisation de route ou la fusion de données, si l'on reste dans les thèmes abordés en perception au sein du LIVIC. Nous avons néanmoins bon espoir qu'il le devienne.

Perspectives

Les travaux engagés dans cette thèse ont permis de créer une nouvelle discipline. Ainsi de nombreuses perspectives existent pour continuer ces travaux.

Tout d'abord, il faut continuer à évaluer les travaux réalisés sur des scénarii plus nombreux. Pour cela, ce serait bien de pouvoir réaliser un marquage noir et blanc le long du site de calibrage, d'obtenir un transmissiomètre et d'utiliser une caméra avec une meilleure dynamique et une meilleure résolution. Ce serait d'ailleurs l'occasion de réaliser un calibrage photométrique et spectral de ce capteur, pour pouvoir se ramener à la vision de l'œil humain.

Concernant la modélisation de l'œil humain, une alternative au contraste supérieur à 5 % pourrait être la richesse spectrale des voisinages de l'image. Nous avons commencé à construire une telle technique que nous présentons en annexe E. L'utilisation, par la suite, de filtres de gabor modélisant la réponse du cerveau humain en fréquence et en direction, est peut-être intéressante pour décider de ce qui est visible ou non dans l'image.

Sur le plan des méthodes existantes, il faut continuer à développer la méthode entièrement 3-D, qui semble prometteuse. Celle-ci mise au point, elle pourrait également être appliquée à la restauration du contraste d'images de brouillard et ce sur la scène 3-D entière.

Il faut ensuite mener à leur terme les recherches entreprises sur la détection du brouillard nocturne présentées dans l'annexe B. On peut également envisager de modéliser et de détecter d'autres phénomènes météorologiques comme la pluie. Par la suite, disposant d'un panel de méthodes spécifiques à différentes conditions météorologiques, on pourra ensuite les combiner sur la plate-forme existante. La méthode stéréo, qui pour sa part est générique, permettra d'assurer la cohérence de l'ensemble.

Nous souhaitons également poursuivre les travaux sur la construction d'une carte de profondeurs de l'environnement par recalage homographique, à l'aide d'une caméra et de capteurs proprioceptifs.

Par ailleurs, dans la thèse, nous ne nous sommes pas intéressés au traitement temporel des mesures. Un filtrage est donc parfaitement envisageable pour améliorer les résultats des méthodes existantes ou à venir. Il faudrait alors systématiquement construire un indice de confiance pour chaque méthode, comme cela a déjà été fait pour la méthode dédiée au brouillard diurne.

Nous souhaitons également tester la méthode sur infrastructure à l'aide d'une caméra fixe. Dans ce but, des images ont déjà été acquises par temps de brouillard sur le mât équipé de caméras présent sur les pistes de Versailles Satory. La méthode générique pourrait également être appliquée à la détection d'incendie dans les tunnels.

Enfin, ce qui nous apparaît le plus riche en termes de perspectives est tout ce qui a trait à l'évaluation du risque par conditions météorologiques dégradées. Pour l'instant, l'information obtenue est simplement de nature informative. Si l'on pouvait à tout instant disposer de la visibilité géométrique de l'infrastructure à l'endroit où se trouve le véhicule, la différence entre celle-ci et la visibilité météorologique courante devrait permettre de construire un indice de risque pertinent. Pour cela, les outils de cartographie numérique et de SLAM (Simultaneous Localisation And Mapping) nous semblent très intéressants. Une fois cet indice de risque obtenu, il permettrait de compléter les fonctions de risque déjà existantes au sein du LIVIC.

Estimation robuste de la position du point d'inflexion

A.1 Problématique

LES MESURES DE LA COURBE DE LUMINANCE sont nécessairement bruitées. De ce fait, cette courbe possède de nombreux points d'inflexion locaux. Or, nous voulons détecter son point d'inflexion global. La solution la plus immédiate consiste à effectuer un lissage gaussien de la courbe jusqu'à ce que celle-ci soit strictement décroissante. Soit L_0 , la courbe brute mesurée, alors la courbe lissée à l'ordre n , L_n , s'écrit :

$$L_n = L_{n-1} * \left(\frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{1}{4} \right) \quad (\text{A.1})$$

où $n > 0$ et $*$ désigne l'opérateur de convolution. Un exemple de résultat pour $n = 250$ est présenté sur la figure A.1. Il est clair que le point d'inflexion global est largement mieux perçu après lissage.

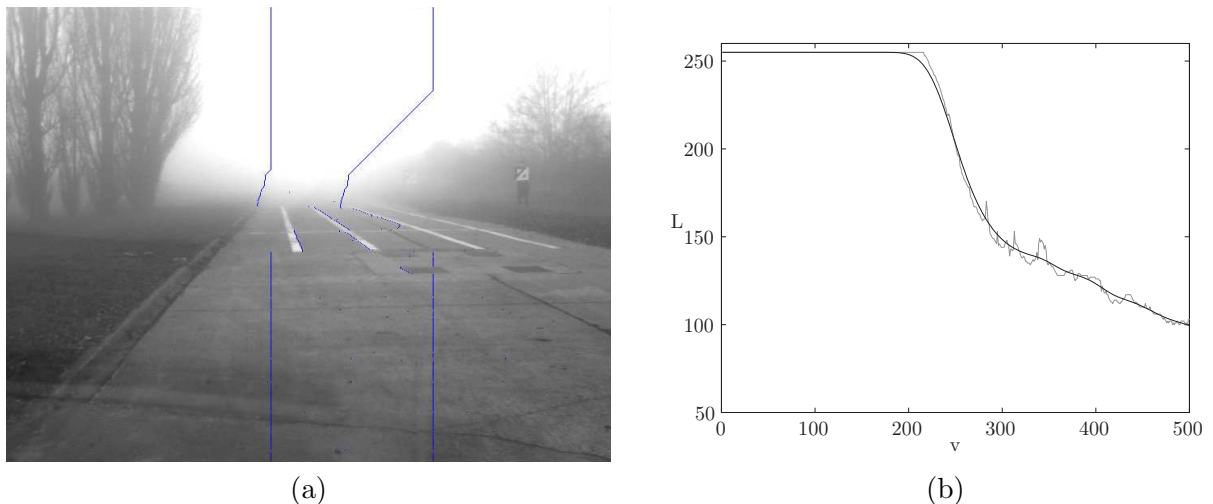


FIG. A.1 – (a) Image de test et bande de mesure associée. (b) En gris est représentée la courbe brute de mesure de luminance fortement bruitée effectuée sur (a). En noir est représentée la courbe lissée 250 fois.

Un tel filtrage a cependant deux inconvénients majeurs. Premièrement, le point d'inflexion a tendance à se déplacer vers le bas de l'image au fur et à mesure que l'on lisse la courbe, ce qui a des conséquences importantes pour l'estimation de la distance de visibilité météorologique,

en particulier lorsque celle-ci est relativement importante (supérieure à 100 m). En effet, pour ces distances, la zone couverte par un pixel commence à devenir importante. Deuxièmement, l'amplitude de la dérivée au point d'inflexion s'amenuise. De ce fait, les paramètres de la loi de Koschmieder qui en dépendent (L_0 , L_f) sont mal évalués. Ces deux effets sont mis en évidence sur la figure A.2.

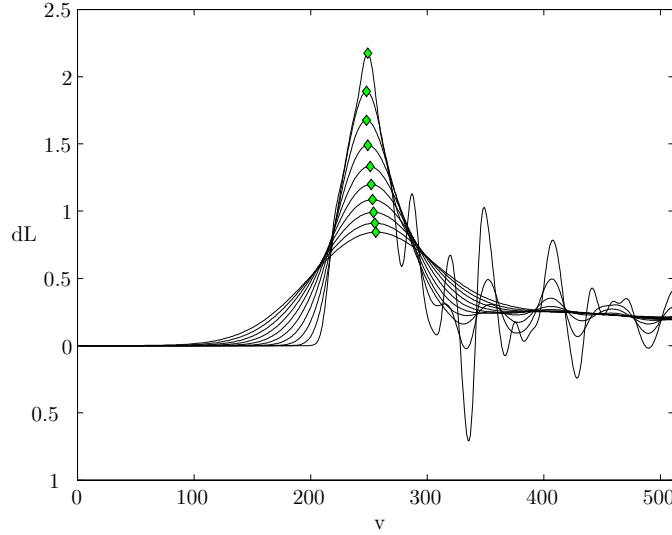


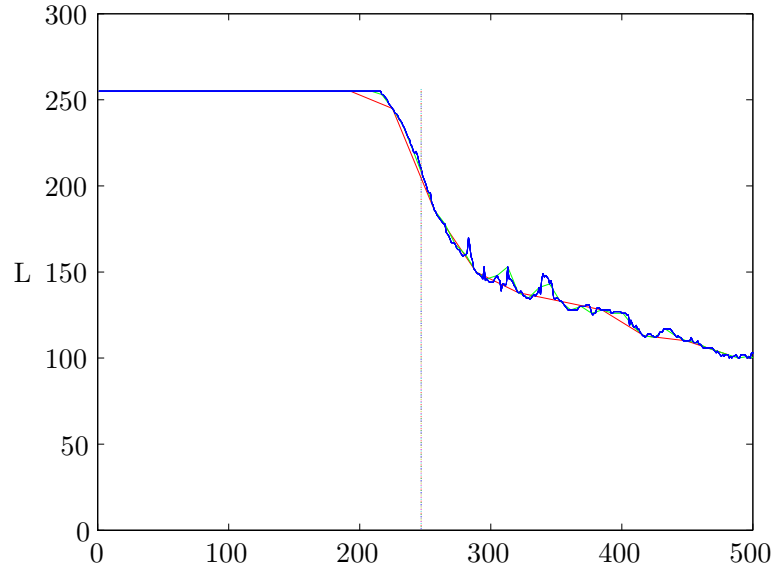
FIG. A.2 – Dérivée de la courbe de luminance pour des niveaux de lissage variant de 50 à 950 avec un incrément de 100. Le lieu des points d'inflexion est marqué par un diamant. Le déplacement de celui-ci est clairement mis en évidence.

Par conséquent, si l'on fixe un niveau de lissage, on peut estimer le déplacement du point d'inflexion mais on ne peut pas garantir son unicité. Inversement, si on lisse la courbe jusqu'à ce que la courbe de luminance soit monotone, le niveau de lissage est variable car il dépend de la qualité de la mesure et donc de l'homogénéité de la surface de la route et du ciel. Par conséquent, le décalage est peu prévisible et fausse l'estimation de la visibilité.

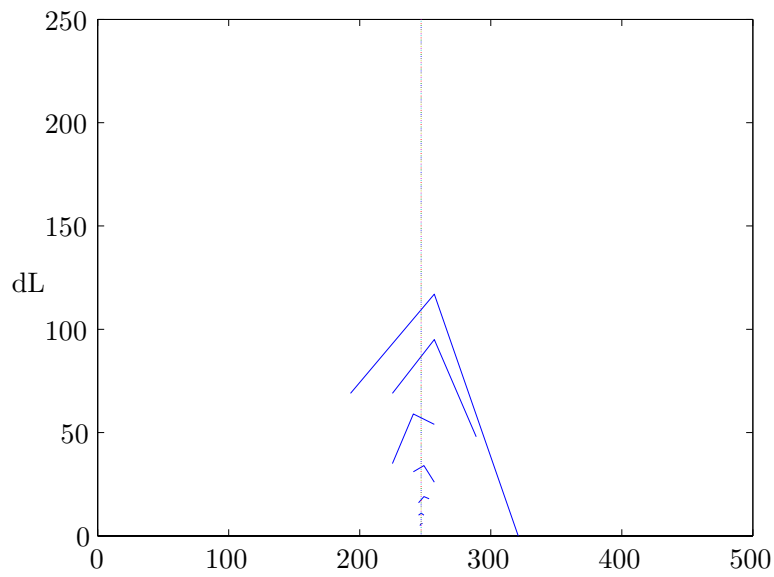
A.2 Approche multi-échelle

Le principe des méthodes multi-échelles est d'appliquer un algorithme à différentes versions lissées d'une même courbe. Le résultat à un niveau de lissage est utilisé pour initialiser l'algorithme fonctionnant avec moins de lissage. Le processus est répété jusqu'à ce que la solution soit trouvée sur la courbe non lissée. Blake et Zisserman ont développé une approche similaire dans l'algorithme de Non Convexité Graduelle (GNC) [Blake et Zisserman, 1987].

Nous avons utilisé un principe analogue pour résoudre notre problème. Nous représentons la courbe de luminance à différentes échelles (figure A.3a). Pour chaque niveau représentation, nous calculons la dérivée et recherchons la position du maximum de celle-ci. Les voisins du maximum à chaque niveau de représentation fournissent alors les bornes de l'intervalle de recherche du point d'inflexion pour le niveau inférieur (figure A.3b). Ainsi, petit à petit, l'intervalle de recherche diminue et on localise le point d'inflexion.



(a)



(b)

FIG. A.3 – Recherche multi-échelle du point d'inflexion. (a) Courbe de luminance mesurées sur la figure A.1a représentée aux échelles zéro (courbe brute), trois (courbe verte) et cinq (courbe rouge). (b) Convergence de l'intervalle de recherche du point d'inflexion pour six niveaux de représentation du maximum de la dérivée. La droite verticale marque l'emplacement du point d'inflexion.

A.3 Solution intermédiaire

La représentation multi-échelle permet de s'affranchir de nombreux points d'inflexion locaux en réduisant petit à petit l'intervalle de recherche du point d'inflexion. Cependant, il peut exister des artefact très petits qui ne sont « visibles » que sur la courbe brute, c'est-à-dire à un niveau zéro de représentation multi-échelle. Ces points ne sont donc pas éliminés par la représentation multi-échelle.

La solution intermédiaire que nous proposons consiste à effectuer un lissage gaussien n fois, n étant fixé une fois pour toutes, de façon à éliminer les artefact visibles uniquement sur la courbe brute. Puis, nous effectuons une recherche du point d'inflexion par représentation multi-échelle.

Il reste cependant à fixer la valeur de n . Pour cela, nous avons utilisé les six images de synthèse du site de calibration et analysé la sensibilité des mesures de visibilité à la valeur du nombre de lissage. Pour chaque image, connaissant la véritable distance de visibilité météorologique, nous l'avons comparé à l'estimation de la distance de visibilité pour différents niveaux de lissage. Ensuite pour chaque niveau de lissage, nous avons cumulé l'erreur commise sur les six images pour en déduire une erreur moyenne. Il en résulte un optimum de lissage sur l'intervalle compris entre 110 et 120 qui minimise l'erreur moyenne. Le processus est représenté sur la figure A.4.

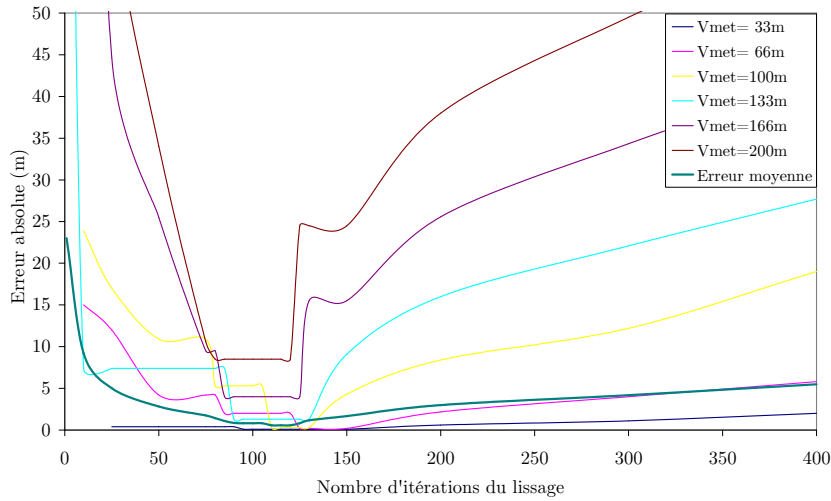


FIG. A.4 – Erreur de mesure de la visibilité météorologique en fonction du nombre de lissage sur les images de synthèse.

Essais sur le brouillard nocturne

B.1 Problématique

LE BROUILLARD NOCTURNE est caractérisé par trois effets : la double atténuation de la lumière (émission, réflexion), le phénomène de halo lumineux qui englobe toutes les sources lumineuses et le voile de rétro diffusion de la lumière, dû à la réflexion des phares du véhicule par le brouillard.

Le voile atmosphérique est peu visible car il est principalement dû à l'illumination du ciel, très affaibli la nuit. Le modèle de Koschmieder n'est donc plus applicable. En revanche, les phénomènes de halo et de rétrodiffusion sont perceptibles.

Dans cette annexe, nous présentons différentes pistes originales que nous avons explorées pour détecter et estimer la densité du brouillard nocturne en s'appuyant sur ces deux phénomènes physiques.

B.2 Exploitation du phénomène de halo lumineux

Le phénomène de halo autour des sources lumineuses secondaires a fait l'objet de différentes études et résulte de la diffusion multiple de la lumière par l'atmosphère [Chandrasekhar, 1960]. Il est schématisé par la figure B.1.

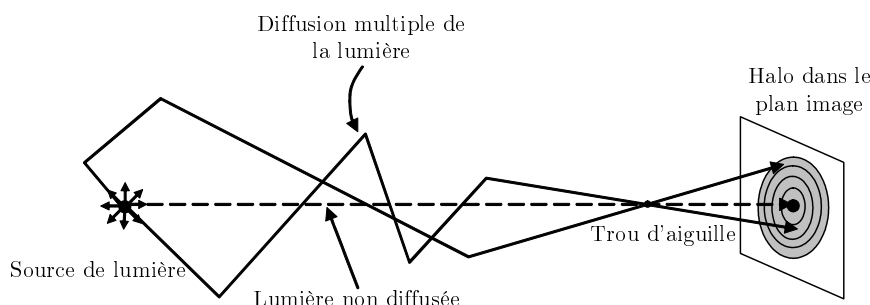


FIG. B.1 – La diffusion multiple de la lumière a pour conséquence la formation d'un halo autour de la source lumineuse dans l'image résultante.

Le halo autour d'une source lumineuse ponctuelle constitue ce que l'on peut appeler la réponse impulsionnelle atmosphérique (ou Atmospheric Point Spread Function *APSF*). La forme

de l'*APSF* dépend des conditions atmosphériques, et de la distance d'observation. Ainsi, pour une image acquise la nuit, l'idée est de s'en servir pour déterminer les conditions météorologiques et la distance de visibilité météorologique.

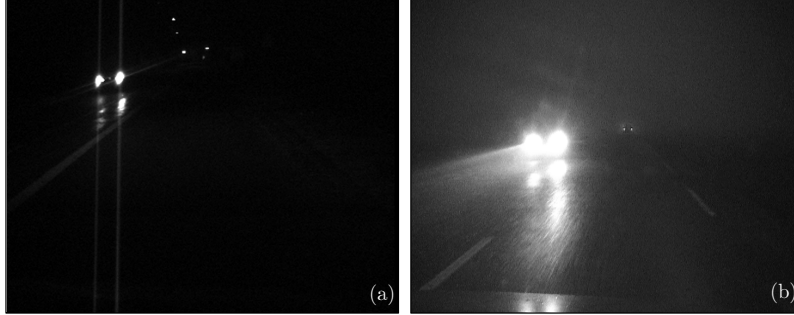


FIG. B.2 – Illustration du phénomène de halo lumineux. (a) Image de nuit par beau temps. Les deux feux du véhicule croisé sont distincts et il n'y a pas de halo autour. (b) Image de nuit par temps de brouillard. Les deux feux du véhicule croisé sont confondus et il y a formation d'un halo autour. Le faisceau du feu est également perceptible car ce n'est pas une source isotrope.

Sur la figure B.2, les effets du brouillard sont perceptibles sur la forme des feux du véhicule croisé. En l'absence de brouillard, les deux feux du véhicule sont bien distincts et leurs contours sont nets. Inversement, en présence de brouillard, les deux feux ont tendance à être confondus et leurs contours sont flous par la faute du halo. Le dénominateur commun à ces images, quelles que soient les conditions météorologiques, est la saturation des pixels au niveau des sources lumineuses et la présence d'une réflexion sur la chaussée.

Pour détecter ces halos, nous avons étiqueté les différentes zones saturées de l'image par un algorithme de Grassfire [Pitas, 1993] (cf. figure B.3abc). Celui-ci balaie l'image de gauche à droite et de haut en bas pour trouver les pixels connexes. Pour chaque zone étiquetée, nous mesurons surface et périmètre pour en déduire un paramètre de circularité comme celui donné dans la formule (B.1) :

$$c(A) = \frac{P^2(A)}{4\pi\mu(A)} \quad (\text{B.1})$$

où A désigne une forme dans \mathbb{R}^2 , P son périmètre et μ son aire.

D'autres paramètres de circularité plus élaborés peuvent être trouvés dans [Labouré *et al.*, 1996]. Nous retenons ensuite la forme comportant au moins dix pixels possédant la meilleure circularité. Nous calculons le centre de celle-ci et en mesurons le niveau de gris sur une portion de la ligne horizontale passant par ce point (cf. figure B.3def). Une normalisation de la courbe obtenue permettrait ensuite de déduire la réponse impulsionnelle atmosphérique.

Comme nous avons préféré développer une méthode valable à la fois de jour et de nuit, nous n'avons pas continué davantage les travaux. Nous avons peut-être eu tort, car l'idée a, par la suite, été publiée dans [Narasimhan et Nayar, 2003b]. Cependant, l'approche publiée emploie une caméra fixe. Néanmoins, voici quelques éléments théoriques issus de cet article qui permettent de remonter à la distance de visibilité.

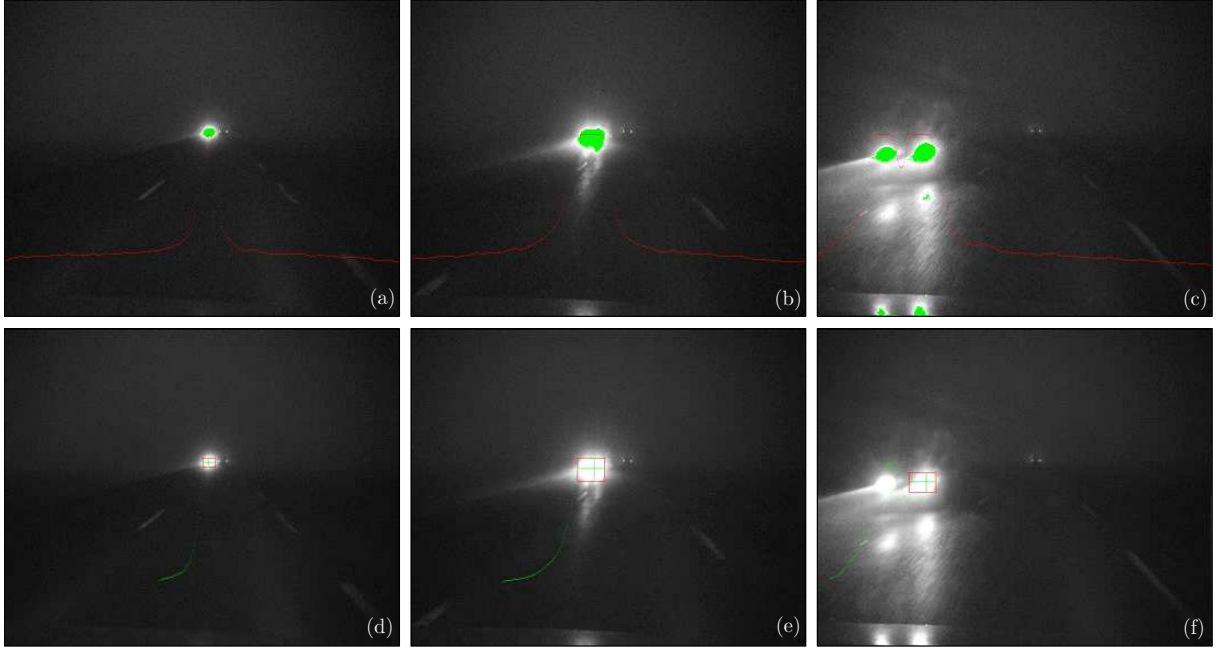


FIG. B.3 – Détection de halos lumineux. (a) (b) (c) Les zones susceptibles d'être des sources lumineuses secondaires sont peintes en vert. (d) (e) (f) La zone ayant le meilleur compromis entre taille et circularité est encadré. La courbe verte est le niveau de gris au niveau de la ligne horizontale passant par le centre de la zone détectée.

Considérons une source de lumière ponctuelle et isotrope plongée dans l'atmosphère. Une caméra modélisée par un trou d'épingle est placée à une distance R du point source. L'intensité I mesurée par la caméra est l' $APSF$ de la source lumineuse.

Elle est obtenue en intégrant l'équation de transport radiatif (RTE) [Chandrasekhar, 1960] qui est donnée au point de coordonnées (R, θ) par :

$$\mu \frac{\partial I}{\partial T} + \frac{1 - \mu^2}{T} \frac{\partial I}{\partial \mu} = -I(T, \mu) + \frac{1}{4\pi} \int_0^{2\pi} \int_{-1}^{+1} P(\cos \alpha) I(T, \mu') d\mu' d\Phi' \quad (\text{B.2})$$

où $P(\cos \alpha)$ est la fonction de phase des particules contenues dans l'atmosphère et $\mu = \cos \theta$ [De Hulst, 1957]. $T = kR$ est la densité optique de l'atmosphère. Le facteur d'échelle k n'est autre que le coefficient d'extinction de l'atmosphère et est relié à la distance de visibilité météorologique V_{met} [?] par :

$$V_{met} \approx \frac{3}{k} \quad (\text{B.3})$$

En résolvant l'équation B.2, on peut tracer l' $APSF$ pour différentes densités optiques de l'atmosphère. Pour plus de détails, il faut se référer à [Narasimhan et Nayar, 2003b]. Ensuite, par déconvolution des courbes mesurées sur l'image contenant un halo, on peut déduire la distance de visibilité.

Le principal défaut de cette approche est qu'elle n'est valable qu'en présence de sources lumineuses. Or, de telles sources ne sont pas toujours présentes dans l'environnement du véhicule.

B.3 Exploitation du voile rétrodiffusé par les phares

En revanche, en cas de brouillard de nuit, les feux de croisement du véhicule sont nécessairement allumés. Comme on connaît l'emplacement a priori des feux, on peut essayer de détecter le faisceau rétrodiffusé par les gouttelettes de brouillard. Ainsi, on détecterait la présence de brouillard en permanence. Cette approche semble donc plus générique que la précédente.

B.3.1 Segmentation par détection des stationarités

Le voile rétrodiffusé se manifeste dans l'image par la présence constante d'une forme. Dans ce qui suit, on va essayer de la mettre en évidence.

Une idée consiste à calculer l'image moyenne résultant de la somme de 25 images par exemple, soit une seconde de film. Ainsi subsiste sur l'image moyenne l'information permanente, c'est-à-dire la rétrodiffusion des feux du véhicule. La moyenne des images est intéressante mais a pour conséquence le renforcement de la présence des marquages routiers que l'on risque de confondre avec la rétrodiffusion des feux du véhicule.

Pour éviter de conserver en mémoire un ensemble d'images, on substitue à la moyenne classique un calcul de moyenne exponentielle.

Considérons une image modélisée comme l'ensemble de ses pixels P de coordonnées (x, y) . L'ensemble de ses pixels sont classés dans n classes, selon leur niveau d'intensité $I(P)$.

Soit $M_i(P)$, le nombre moyen de fois où le pixel P a été perçu comme appartenant à la classe i . A chaque nouvelle image, pour tous les pixels, on effectue la mise à jour suivante :

$$\begin{aligned} M_i(P)_t &= (1 - \alpha)M_i(P)_{t-1} + \alpha & \text{si } I(P) \in \text{à la classe } i \\ M_i(P)_t &= (1 - \alpha)M_i(P)_{t-1} & \text{sinon} \end{aligned}$$

Au bout d'une seconde, s'il existe dans l'une des n classes un pixel $M_i(P)$ supérieur au seuil choisi, alors $M(P)$ vaut un dans l'image finale, sinon $M(P)$ vaut zéro.

α est calculé de la manière suivante : $\alpha = 1 - (1 - 0,7)^{\frac{1}{25 \times 1}}$. 25 correspond à la cadence d'acquisition de la caméra, soit 25 images par secondes, 1 correspond à une seconde. 0,7 est choisi de tel manière que n'importe quelle détection soit stable. Ainsi, si l'on choisit un seuil de 50 %, M_i tend vers 0,7 si le pixel est présent dans cette classe au moins 50 % du temps. Une telle stratégie a été adoptée pour la détection de stationarités dans les couloirs de métro [Aubert *et al.*, 2004].

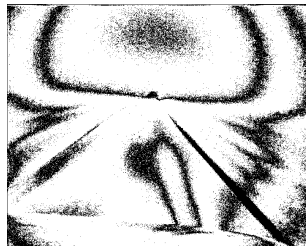


FIG. B.4 – Image obtenue par moyenne exponentielle et seuillage. Le phénomène de rétrodiffusion est très bien mis en évidence au niveau du feu droit du véhicule.

L'image B.4 obtenue est particulière et nécessite quelques commentaires. Les marquages routiers (formés de lignes discontinues) ont disparu, comme le montre le trait noir à droite de l'image, car ceux-ci ne sont pas présents au moins 50 % du temps sur la route. On distingue nettement le feu droit du véhicule, ce qui est l'objectif de l'opération. Le véhicule à l'avant a disparu car sur une seconde, la distance nous séparant de lui a fluctué. Cependant, en dehors de la route, la situation est plutôt étrange. Le ciel, homogène la nuit, devrait apparaître totalement en blanc, de même que les bas-côtés. Ici, on a plutôt des sortes de lignes de niveaux, comme si l'éclairage de la nuit était fluctuant. Cela peut être relié au comportement de la caméra, ou encore au processus d'acquisition de l'image.

B.3.2 Segmentation par calcul de l'orientation du gradient

Avec l'aide de Catherine Achard (laboratoire LISIF de l'Université Pierre et Marie Curie Paris 6), nous avons étudié l'orientation du gradient sur une image de brouillard en comparant avec une image sans brouillard. Dans une image sans brouillard, le gradient est à 90° sur la route, c'est-à-dire que l'on perçoit un dégradé homogène dû à l'éclairage des phares. Dans une image avec brouillard, la diffusion du brouillard amène d'une part à voir clairement les feux dans l'orientation du gradient et ensuite, la lumière des phares n'a plus une orientation principale de 90°. Ces images sont toutefois confidentielles. On peut néanmoins se référer au rapport suivant [Achard *et al.*, 2002].

B.3.3 Maximisation de la dynamique de l'image

Le modèle LIP [Jourlin et Pinoli, 2001] (cf. annexe C) autorise une transformation qui maximise la dynamique d'une image f , tout en lui conservant un sens physique, ce qui n'est pas le cas d'une égalisation d'histogramme. f_{max} et f_{min} désignant les valeurs maximale et minimale de f , la plage dynamique de f est définie par :

$$dr(f) = f_{max} - f_{min}$$

Il existe un nombre réel positif, noté $\lambda_0(f)$ et appelé gain logarithmique optimal, par lequel f doit être multiplié pour obtenir la nouvelle image, $\lambda_0(f) \triangleleft f$, qui maximise la plage dynamique. Ce gain logarithmique optimal est explicitement défini par l'équation suivante :

$$\lambda_0(f) = \frac{\ln \left(\frac{\ln \left(\frac{M - f_{min}}{M} \right)}{\ln \left(\frac{M - f_{max}}{M} \right)} \right)}{\ln \left(\frac{M - f_{max}}{M - f_{min}} \right)}$$



FIG. B.5 – Exemple de maximisation de la dynamique de l'image pour la conduite de nuit.

Un exemple de résultat est donné sur la figure B.5. Dans le cas des images de brouillard nocturne, la dynamique des images est encore plus faible. Le recentrage de la dynamique permet de mieux discerner les formes, comme le montre la figure B.6.

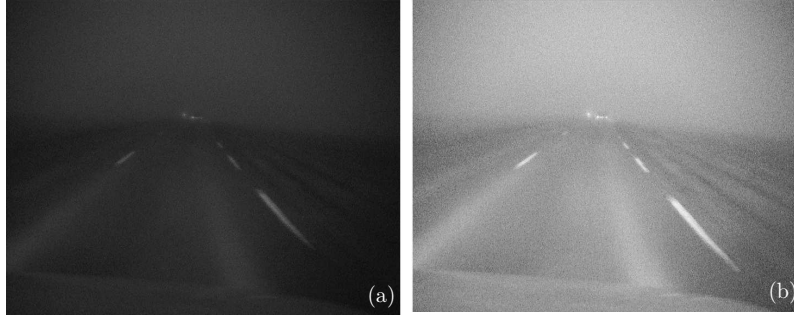


FIG. B.6 – Recentrage de la dynamique d’une image de brouillard nocturne (a) Image originale de brouillard nocturne ; (b) Image résultante après maximisation de sa dynamique.

La dynamique de l’image étant plus grande, il est alors possible de segmenter directement les différentes parties de la scène routière, comme le voile de rétrodiffusion, objet de la recherche. Pour cela, on applique un filtre médian pour éliminer le bruit impulsionnel à l’image dont la dynamique a été améliorée. Puis on binarise l’image en prenant un seuil mesuré en calculant l’intensité médiane devant le véhicule, où on sait que les feux du véhicule sont nécessairement présents, ce qui donne la figure B.7. Cependant, sur l’image B.7a figurent encore les marquages routiers que l’on peut confondre par moment avec les feux du véhicule. Pour les éliminer, il suffit de les segmenter sur l’image peu contrastée par binarisation simple. En effet, les marquages sont les seuls objets assez contrastés dans l’image du fait des billes rétro réfléchissantes incorporées dans la peinture. On les dilate puis on les soustrait à l’image contenant les feux et les marquages. On pourrait également appliquer la méthode de la moyenne exponentielle aux zones segmentées. Au final, il reste uniquement les feux du véhicules comme sur l’image B.7b. On réussit ainsi à mettre en évidence la rétrodiffusion des feux du véhicules.

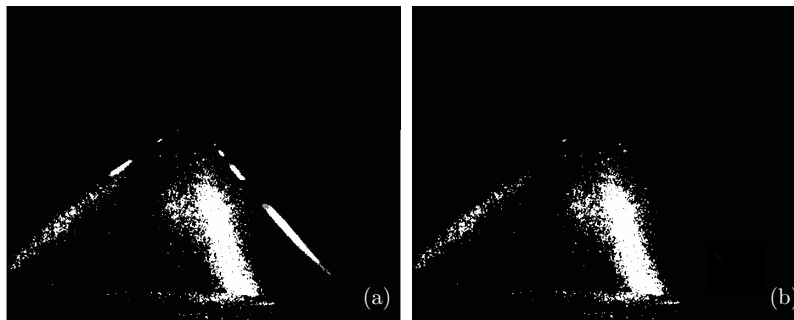


FIG. B.7 – Mise en évidence du phénomène de rétrodiffusion ; (a) Rétrodiffusion des feux du véhicule segmentés avec présence des marquages ; (b) Rétrodiffusion des feux du véhicule segmentés avec absence des marquages.

Ainsi, on devrait pouvoir détecter correctement la présence de brouillard nocturne. Cependant, il est possible de confondre le voile rétrodiffusé avec les gaz d’échappement d’un véhicule précédent. Au bilan, pour pouvoir mettre en œuvre cette méthode, il reste encore à analyser la forme détectée et à regarder si celle-ci est corrélée à la distance de visibilité météorologique.

Le modèle LIP

[Jourlin et Pinoli, 2001]

C.1 Motivation et idée initiales

AU TOUT DÉBUT DE LA RECHERCHE qui a amené au modèle LIP (Logarithmic Image Processing), le but était de structurer l'espace des images en étendant l'addition de Minkowski \oplus [Serra, 1982] des formes planaires aux fonctions à niveaux de gris. Serra et ses collègues français de l'École des Mines de Paris ont développé cette extension, donnant naissance à ce qu'on appelle la morphologie mathématique en niveaux de gris [Serra, 1982]. Néanmoins, les opérations basiques relatives à cette approche s'appliquent à une paire hétérogène constituée d'une fonction à niveaux de gris et ce qu'on appelle un élément structurant [Serra, 1982].

Dans l'approche mathématique du modèle LIP, il était initialement prévu de définir l'opération d'addition sur des paires de fonctions à niveaux de gris homogènes et répondant à deux conditions principales : cette addition doit être la transposition dans un contexte mathématique rigoureux d'une réalité physique et doit avoir suffisamment de propriétés pour générer une structure prometteuse sur l'espace des fonctions à niveaux de gris.

C.2 Cadre physique

Le cadre physique auquel s'adresse particulièrement le modèle LIP est celui des images transmises, car les connexions physiques entre le modèle et le processus de formation des images transmises sont particulièrement fortes.

Dans le cas d'un signal transmis, quand un milieu est situé entre une source de lumière et un capteur, l'affaiblissement de la lumière incidente quand elle progresse à travers le milieu n'est pas linéaire, même si ce milieu est homogène. Dans ce cas, l'intensité lumineuse résultante est proportionnelle à une exponentielle de l'épaisseur du milieu, pondérée par un coefficient prenant en compte l'opacité de celui-ci.

C.3 Notions basiques et fonctions à niveaux de gris

Dans le modèle LIP, une image à niveaux de gris est représentée par un mapping qui fait référence à une fonction à niveaux de gris. Une telle fonction est définie sur un support spatial non vide noté D , inclus dans le plan Euclidien \mathbb{R}^2 , appelé support spatial, et à valeurs dans l'intervalle $[0, M[$, où M est une constante strictement positive. Cette constante M est un facteur d'échelle

qui dépend du contexte. Les fonction à niveaux de gris sont notées $f, g \dots$ et leurs valeurs en (x, y) sont appelées niveaux de gris. L'intervalle de valeur $[0, M[$ est appelé échelle de niveaux de gris. Dans ce qui suit, une fonction à niveaux de gris sera fréquemment appelé image à niveaux de gris ou image, ce qui signifie que l'on confond l'image et sa représentation mathématique.

Dans le contexte physique des images transmises, une fonction à niveaux de gris est considérée comme un filtre d'intensité et est définie comme suit :

$$f(x, y) = M \left(1 - \frac{I_t(x, y)}{I_i(x, y)} \right) \quad (\text{C.1})$$

où I_i et I_t désignent respectivement les fonctions d'intensités incidentes et transmises (cf. figure C.1). En fait, d'après l'équation (C.1), une fonction à niveaux de gris représente la fonction d'opacité du milieu étudié. Dès lors, le rapport des fonctions d'intensité $\frac{I_t}{I_i}$ est égal à la fonction de transmittance de ce milieu, noté T_f .

$$T_f(x, y) = \frac{I_t(x, y)}{I_i(x, y)} \quad (\text{C.2})$$

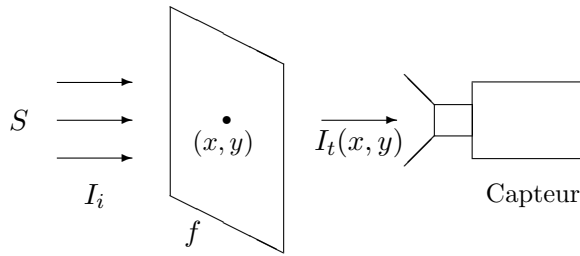


FIG. C.1 – Une fonction à niveaux de gris est considérée comme un filtre d'intensité

A partir de là, une fonction à niveaux de gris est reliée à la fonction de transmittance de la manière suivante :

$$f = M(1 - T_f) \quad (\text{C.3})$$

La notion de transmittance est dans les situations où un flux entrant (photons,...) généré par une source S passe à travers un milieu transparent. En fait, le rapport $\frac{I_t}{I_i}$ évalue en chaque point (x, y) la probabilité pour une particule incidente de passer à travers (x, y) . Ceci correspond exactement à la définition de transmittance.

Il est important, à ce point, de noter que les limites de l'échelle de gris sont définies de manière non classique : 0 et M représentent respectivement la valeur du blanc et du noir, contrairement à la convention usuelle. En d'autres termes, 0 et M correspondent à l'absolu transparence et à l'opacité totale. On suppose de plus que l'opacité totale ne peut être atteinte.

C.4 Les opérations vectorielles et la structure de cône vectoriel

C.4.1 Addition LIP

Un milieu peut être considéré comme étant constitué d'une séquence élémentaires successives. Observée par lumière transmise, chaque tranche apparaît comme un filtre d'intensité qui peut

être identifié à la transmittance correspondante ou de manière équivalente à la fonction à niveaux de gris associée grâce aux équations (C.2) et (C.3).

Ainsi, deux tranches différentes seront notées f et g , et leur somme, qui est la fonction à niveaux de gris résultant de leur superposition est alors notée $f \triangle g$, où le symbole \triangle désigne l'addition LIP recherchée. Par conséquent, l'addition de deux fonctions à niveaux de gris peut être vu comme l'association de deux filtres d'intensité. Cette notation est justifiée, comme il a été dit précédemment, par le fait que la superposition ne correspond pas à l'addition classique, et par la similarité avec l'addition de Minkowski.

Dans cette première approche, le phénomène de diffusion dû à l'épaisseur du milieu ou à ses hétérogénéités est négligé. On ne perd cependant pas en généralité. En outre, cela ne réduit pas le spectre d'application du modèle LIP puisque que la diffusion et les autres phénomènes du second ordre sont également pris en compte.

Ainsi la somme $f \triangle g$ de deux fonctions à niveaux de gris s'exprime à partir de la loi de superposition des transmittances, qui affirme que la transmittance de deux filtres d'intensité superposés, notée $T_{f \triangle g}$, est égale aux produits des transmittances, notées T_f et T_g , c'est à dire :

$$T_{f \triangle g} = T_f(x, y) \times T_g(x, y) \quad (\text{C.4})$$

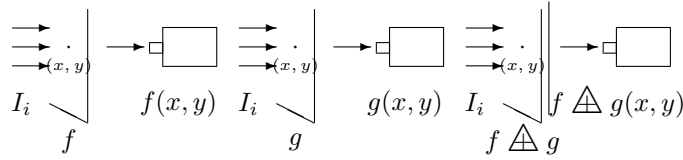


FIG. C.2 – Addition de deux fonctions à niveaux de gris

En utilisant l'équation (C.3), la transmittance $T_{f \triangle g}$ est alors donnée par :

$$T_{f \triangle g} = 1 - \frac{f \triangle g}{M} \quad (\text{C.5})$$

En appliquant l'équation (C.4) et la définition de T_f et T_g donnée par l'équation (C.3), on obtient :

$$T_{f \triangle g} = T_f T_g = \left(1 - \frac{f}{M}\right) \left(1 - \frac{g}{M}\right) \quad (\text{C.6})$$

Finalement, en développant l'équation (C.6) et en identifiant les termes par rapport à l'équation (C.5), on en déduit l'expression de la fonction à niveau de gris somme $f \triangle g$:

$$f \triangle g = f + g - \frac{fg}{M} \quad (\text{C.7})$$

C.4.2 Construction de la multiplication scalaire LIP

En partant de la définition de l'addition, la multiplication scalaire LIP, notée \triangleq , a été construite.

Tout d'abord, la connaissance de la somme $f \triangleq g$ permet le calcul de la somme $f \triangleq f$, soit $2 \triangleq$. L'équation (C.7) donne :

$$2 \triangleq f = 2f - \frac{f^2}{M} = M - M \left(1 - \frac{f}{M}\right)^2 \quad (\text{C.8})$$

La prochaine étape est d'exprimer $n \triangleq f$ pour $n \in \mathbb{N}_+$. En itérant l'équation (C.8), on obtient directement :

$$n \triangleq f = M - M \left(1 - \frac{f}{M}\right)^n \quad (\text{C.9})$$

Cette relation est physiquement en accord avec la loi sur les transmittances exprimée dans l'équation (C.4) qui affirme que $T_{n \triangleq f} = (T_f)^n$.

Maintenant, pour chaque entier positif $m \in \mathbb{N}^*$, la fonction à niveaux de gris $\frac{1}{m} \triangleq f$ est définie comme la fonction satisfaisant l'égalité $m \triangleq g = f$. On se ramène facilement à une expression similaire à l'équation (C.9) :

$$\frac{1}{m} \triangleq f = M - M \left(1 - \frac{f}{M}\right)^{\frac{1}{m}} \quad (\text{C.10})$$

Puis, à partir des expressions de $n \triangleq f$ et $\frac{1}{m} \triangleq f$, il est possible d'en déduire la valeur de $\frac{p}{q} \triangleq f$ où $p \in \mathbb{N}$ et $q \in \mathbb{N}^*$. Finalement, la valeur de $\alpha \triangleq f$, pour $\alpha \in \mathbb{R}^*$ est définie de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \alpha \triangleq f &= \left(\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{p_n}{q_n} \right) \triangleq f \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \left(\frac{p_n}{q_n} \right) \triangleq f \\ &= \lim_{n \rightarrow +\infty} \left[M - M \left(1 - \frac{f}{M}\right)^{\frac{p_n}{q_n}} \right] \\ &= M - M \left(1 - \frac{f}{M}\right)^\alpha \end{aligned}$$

avec $\alpha = \lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{p_n}{q_n}$ et en utilisant la continuité de la fonction exponentielle.

C.4.3 La structure de cône vectoriel

L'ensemble des fonctions à niveaux de gris définies sur le support spatial D et à valeurs dans $[0, M[$ est noté $I(D, M)$ ou simplement I . L'addition de deux fonctions f et g , notée $f \triangleq g$, et la multiplication de f par un réel positif, notée $\alpha \triangleq f$, sont définies de la manière suivante :

$$f \triangleq g = f + g - \frac{fg}{M} \quad (\text{C.11})$$

et

$$\alpha \triangle f = M - M \left(1 - \frac{f}{M} \right)^\alpha \quad (\text{C.12})$$

Muni de ces opérations, I devient un cône vectoriel positif, c'est-à-dire un espace vectoriel dont la multiplication scalaire est restreinte aux scalaires positifs.

De plus, il a été prouvé que I est un espace ordonné qui respecte la loi d'ordre naturel, notée \geq . Ainsi, pour deux fonctions à niveaux de gris, f et g , leur différence définit une nouvelle fonction, notée $f \triangle g$, de la manière suivante :

$$f \triangle g = M \frac{f - g}{M - g} \quad (\text{C.13})$$

La construction d'un cône vectoriel positif ordonné sur l'ensemble I des fonctions à niveaux de gris est le premier pas dans le développement de la théorie du modèle LIP.

C.5 Applications utilisées au sein de la thèse

C.5.1 Recentrage de la dynamique d'une image

Le modèle LIP autorise une transformation qui maximise la dynamique d'une image. f_{max} et f_{min} désignant les valeurs maximale et minimale de f , la plage dynamique de f est définie par :

$$dr(f) = f_{max} - f_{min} \quad (\text{C.14})$$

Il existe un nombre réel positif, noté $\lambda_0(f)$ et appelé gain logarithmique optimal, par lequel f doit être multiplié pour obtenir la nouvelle image, $\lambda_0(f) \triangle f$, qui maximise la plage dynamique. Ce gain logarithmique optimal est explicitement défini par l'équation suivante :

$$\lambda_0(f) = \frac{\ln \left(\frac{\ln \left(\frac{M - f_{min}}{M} \right)}{\ln \left(\frac{M - f_{max}}{M} \right)} \right)}{\ln \left(\frac{M - f_{max}}{M - f_{min}} \right)} \quad (\text{C.15})$$

L'image transformée s'obtient de la manière suivante :

$$f \rightarrow \lambda_0(f) \triangle f \quad (\text{C.16})$$

Le recentrage de dynamique est utilisé au paragraphe B.3.3.

C.5.2 Nouvelle définition du contraste

Le modèle LIP introduit naturellement une nouvelle définition non linéaire du contraste. Le contraste entre deux pixels x et y d'une image f d'une image est donné par :

$$C_{(x,y)}(f) = \max[f(x), f(y)] \triangle \min[f(x), f(y)] \quad (\text{C.17})$$

soit encore :

$$C_{(x,y)}(f) = \frac{|f(x) - f(y)|}{1 - \frac{\min[f(x), f(y)]}{M}} \quad (\text{C.18})$$

Ce contraste vérifie pour un réel λ positif :

$$C_{(x,y)}(f) \in [0, M[\quad (\text{C.19})$$

$$C_{(x,y)}(\lambda \triangle f) = \lambda \triangle C_{(x,y)}(f) \quad (\text{C.20})$$

$$C_{(x,y)}(f \triangle g) \leq C_{(x,y)}(f) \triangle C_{(x,y)}(g) \quad (\text{C.21})$$

De la même manière, on peut définir le contraste entre deux points quelconques en pondérant par la distance euclidienne d qui les sépare :

$$C_{(x,y)} = \frac{1}{d(x,y)} \triangle \{\max[f(x), f(y)] \triangle \min[f(x), f(y)]\} \quad (\text{C.22})$$

On a aussi l'expression équivalente suivante :

$$C_{(x,y)} = \frac{1}{d(x,y)} \triangle \frac{|f(x) - f(y)|}{1 - \frac{\min[f(x), f(y)]}{M}} \quad (\text{C.23})$$

Le contraste peut jouer un rôle important en segmentation d'images, dans la mesure où on peut estimer le contraste en un point, le contraste d'une frontière et éventuellement d'une région. Jourlin propose des définitions de ces contrastes dans le cadre du modèle LIP.

Le contraste en un point x du support spatial D est défini par :

$$C_x(f) = \frac{1}{n} \triangle \triangle_{i=1}^n C_{x,x_i}(f) \quad (\text{C.24})$$

$(x_i)_{i=1..n}$ étant les n voisins de x .

Le contraste associé à une frontière F séparant deux régions adjacentes est défini par :

$$C_F(f) = \frac{1}{\text{card}(V)} \triangle \triangle_{(x,y) \in V} C_{(x,y)}(f) \quad (\text{C.25})$$

La méthode de calcul du contraste local inspirée de Köhler [Köhler, 1981] et présentée dans le chapitre 3 est une représentante de cette dernière famille de méthodes.

L'approche « v-disparité »

[Labayrade, 2004]

POUR CALCULER UNE CARTE DE DISTANCE DE L'ENVIRONNEMENT DU VÉHICULE, nous avons eu recours à l'approche stéréoscopique « v-disparité ». Cette annexe en rappelle les grands principes mathématiques.

D.1 Modélisation du capteur stéréoscopique

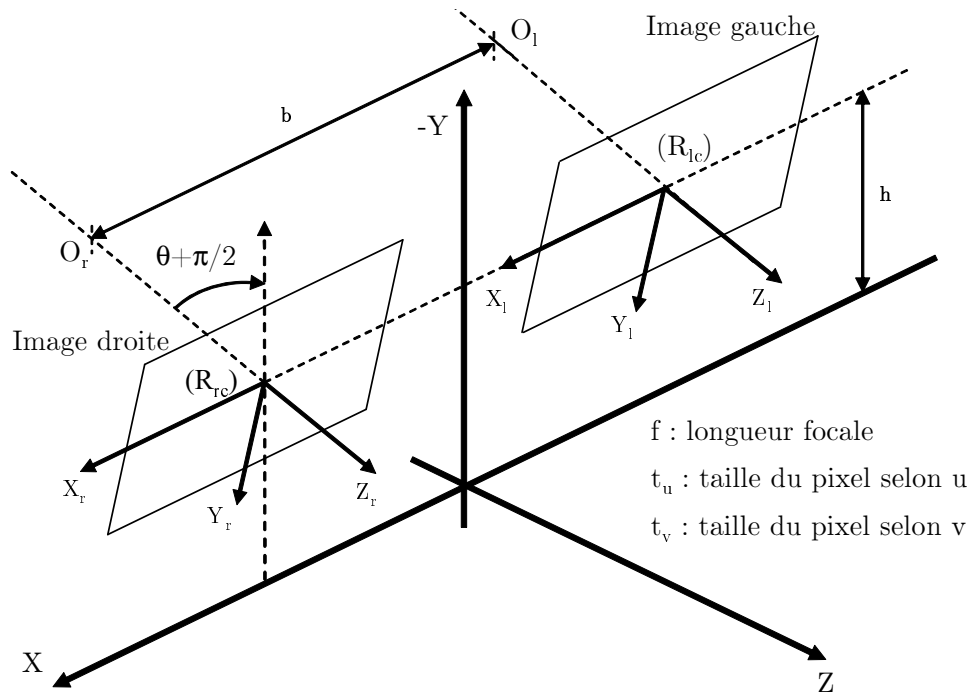


FIG. D.1 – Le capteur stéréo et le système de coordonnées utilisé.

Les deux images du capteur stéréoscopique sont supposées appartenir au même plan et être à la même hauteur par rapport à la route. Cette disposition des caméras signifie que les lignes épipolaires sont parallèles.

Dans ce qui suit, nous devons nous positionner dans trois repères de coordonnées présentés

sur la figure D.1a : le repère absolu R_a , le repère de la caméra droite R_{cr} et le repère de la caméra gauche R_{cl} . Les autres paramètres de la figure sont les suivants :

- θ : est l'angle entre l'axe optique des caméras et l'axe horizontal,
- h : est la hauteur des caméras par rapport au sol,
- b : est la distance entre les caméras (c'est-à-dire la base stéréoscopique).

Dans le système de coordonnées de la caméra, la position d'un point est désignée par ses coordonnées (u, v) . Les coordonnées dans l'image de la projection de l'axe optique est notée (u_0, v_0) , supposé être au centre de l'image. Une projection sur le plan de l'image est notée ainsi :

$$\begin{cases} u = \frac{x}{z} \\ v = \frac{y}{z} \end{cases} \quad (\text{D.1})$$

Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa focale f , la taille t_u et t_v des pixels en u et v . Nous utilisons les notations suivantes $\alpha_u = f/t_u$ et $\alpha_v = f/t_v$. Sur les caméras utilisées actuellement, nous pouvons faire l'approximation $\alpha_u \approx \alpha_v = \alpha$.

Sur la base de la figure D.1, la transformation pour passer du système de coordonnées absolues au système de coordonnées de la caméra se décompose en une translation de vecteur $\vec{t} = -h\vec{Y} + \varepsilon_i \frac{b}{2}\vec{X}$ (avec $\varepsilon_i = -1$ dans R_{cl} ou 1 dans R_{cr}) et une rotation autour de \vec{X} d'un angle θ . Notons T_i la matrice de translation, R la matrice de rotation et $D_i = RT_i$ la matrice résultante. En coordonnées homogènes, les différentes transformations s'écrivent ainsi :

$$T_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -\varepsilon_i \frac{b}{2} \\ 0 & 1 & 0 & h \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} R = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{D.2})$$

$$D_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -\varepsilon_i \frac{b}{2} \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & h \cos \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & h \sin \theta \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{D.3})$$

où i est égal à l ou r (left or right).

Il est nécessaire d'effectuer une projection perspective de façon à exprimer les coordonnées des points dans le système de coordonnées de l'image. La matrice de projection perspective M_{proj} s'écrit ainsi :

$$M_{proj} = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (\text{D.4})$$

Finalement, on obtient la matrice de transformation T_{ri} du système de coordonnées absolues R_a au système de coordonnées de l'image i (i est égal à l ou r) :

$$T_{ri} = M_{proj} D_i \quad (\text{D.5})$$

Soit P , un point de coordonnées $(X, Y, Z, 1)^T$ dans R_a , ses coordonnées homogènes dans le système de coordonnées image sont :

$$p = T_{ri}P = (x, y, z)^T \quad (D.6)$$

Sur la base de l'équation (D.1), nous pouvons alors calculer les coordonnées (u, v) de p .

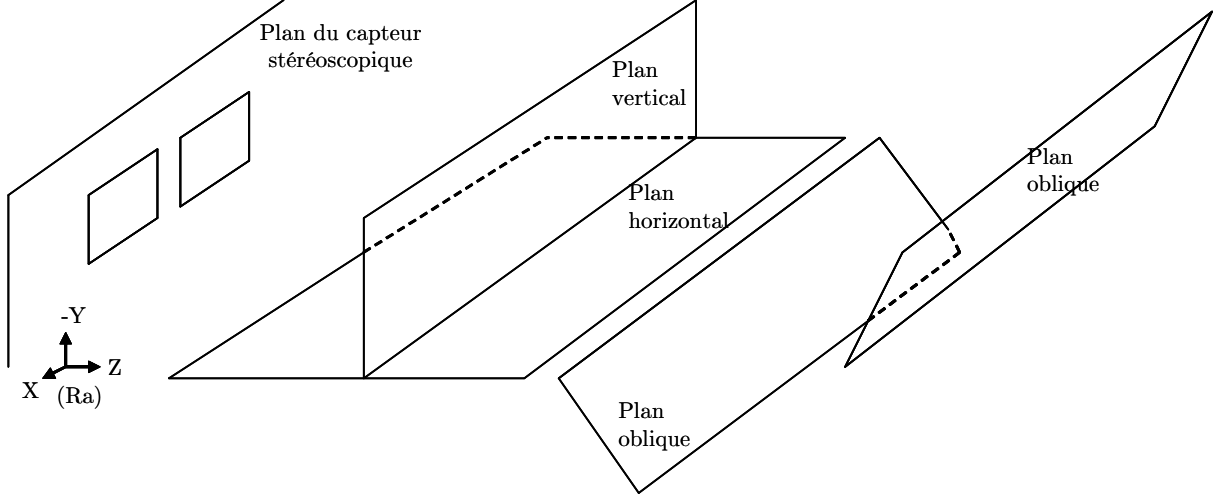


FIG. D.2 – *Domaine de validité de l'étude.*

D.2 Domaine de validité

Nous segmentons l'environnement par des plans horizontaux, verticaux ou obliques par rapport au plan du capteur stéréoscopique comme sur la figure D.2. Vu de côté par rapport à l'axe optique de la caméra, la projection de ces plans est une ligne droite. Dans la suite, nous construisons et utilisons une représentation spécifique de l'image dans laquelle détecter une droite est équivalent à détecter un plan dans la scène. Pour cela, nous représentons la coordonnée v des pixels en fonction de leur disparité Δ et détectons les droites et les courbes dans cette image 2-D notée $I_{v\Delta}$. Le prochain paragraphe traite de la correspondance entre les surfaces globales dans la scène 3D et les droites dans cette image.

D.3 Représentation d'un plan dans l'image « v-disparité »

Ce paragraphe décrit les projections des différents plans considérés dans l'image « v-disparité » (cf. figure D.2).

Soit P un point de coordonnées $(X, Y, Z)^T$ dans R_a . Le système d'équations (D.1) nous permet de calculer la projection de ce point dans les deux images. Comme les lignes épipolaires sont parallèles et suivent les lignes de l'image, nous avons $v_r = v_l = v$ avec :

$$v = \frac{(v_0 \sin \theta + \alpha \cos \theta)(Y + h) + (v_0 \cos \theta - \alpha \sin \theta)Z}{(Y + h) \sin \theta + Z \cos \theta} \quad (D.7)$$

Nous en déduisons la disparité Δ du point P :

$$\Delta_P = u_l - u_r = \frac{\alpha b}{(Y + h) \sin \theta + Z \cos \theta} \quad (\text{D.8})$$

Des équations (D.7) et (D.8), nous déduisons que le plan d'équation $Z = aY + d$ est projeté selon la droite d'équation (D.9) dans l'image « v-disparité » :

$$\Delta = \frac{b}{ah - d}(v - v_0)(a \cos \theta + \sin \theta) + \frac{b}{ah - d}\alpha(a \sin \theta - \cos \theta) \quad (\text{D.9})$$

Des équations (D.7) et (D.8), nous déduisons que le plan d'équation $Z = c$ est projeté selon la droite d'équation (D.10) dans l'image « v-disparité » :

$$\Delta = \frac{b}{c + h}(v - v_0) \cos \theta + \frac{b}{c + h}\alpha \sin \theta \quad (\text{D.10})$$

D.4 Construction de l'image « v-disparité » et extraction des surfaces 3-D

D.4.1 Mise en correspondance stéréoscopique

Les primitives images retenues sont les maxima locaux du gradient horizontal. Le signe du gradient est conservé et sera utilisé comme contrainte lors de la sélection des candidats d'appariements. La figure D.3 présente le résultat du calcul des primitives images pour un seuil de gradient de 6.

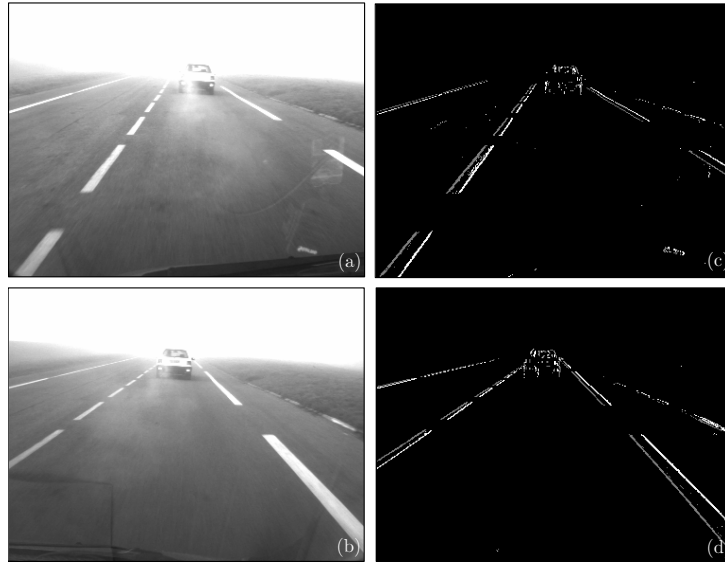


FIG. D.3 – Paire d'images stéréo obtenues par temps de brouillard et gradients horizontaux signés. (a) et (b) Images gauche et droite; (c) et (d) Gradient horizontal signé obtenu à partir de (a) et (b).

Pour une primitive image donnée, la liste des candidats à appairer est obtenue en respectant deux contraintes : la contrainte épipolaire qui impose, dans le cas de la géométrie épipolaire rectifiée, que l'ordonnée sur l'image des candidats soit la même que celle de la primitive image

considérée ; La contrainte de signe du gradient qui doit être identique pour la primitive image et les candidats d'appariements.

Une fois la liste des candidats établie, les hypothèses d'appariement sont obtenues à partir du calcul d'une distance normalisée sur un voisinage des primitive. Une telle technique est robuste vis-à-vis des changements globaux d'illumination entre les images gauche et droite de la paire stéréoscopique.

Soit I_d l'image droite et I_g l'image gauche de la paire stéréoscopique. Nous considérons un voisinage V de dimension horizontale $2N + 1$ et de dimension verticale $2M + 1$ centré sur la primitive image de coordonnée (u_d, v) . Soit δ la distance horizontale en pixels entre la primitive image et un candidat d'appariement. Nous définissons les quantités M_{V_d} et M_{V_g} de la façon suivante :

$$M_{V_d} = \frac{1}{(2M + 1)(2N + 1)} \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-M}^M I_d(u_d + i, v + j) \quad (\text{D.11})$$

$$M_{V_g} = \frac{1}{(2M + 1)(2N + 1)} \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-M}^M I_g(u_d + \delta + i, v + j) \quad (\text{D.12})$$

La distance D_{ca} entre la primitive image et le candidat d'appariement est donnée par la formule :

$$D_{ca} = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-M}^M M ||I_d(u_d + i, v + j) - M_{V_d}| - |I_g(u_d + i + \delta, v + j) - M_{V_g}|| \quad (\text{D.13})$$

Une hypothèse d'appariement est considérée d'autant plus plausible que la distance obtenue est faible. Une possibilité consiste alors à retenir l'unique candidat pour lequel l'hypothèse d'appariement est la plus plausible. Répété pour toutes les primitives image, ce processus mène à la construction d'une carte de disparité représentant l'information 3-D. La figure D.4a donne un exemple d'une telle carte de disparité I_Δ (le niveau de gris traduit la disparité : celle-ci est d'autant plus importante que le niveau de gris est élevé).

D.4.2 Construction de l'image « v-disparité »

Pour chaque ligne image de I_Δ , les points de même disparité sont cumulés. Ainsi, pour la ligne image i , l'abscisse u_M du point M dans I_{v_Δ} correspond à la disparité Δ_M et son niveau de gris i_M au nombre de points de même disparité Δ_M sur la ligne i :

$$i_M = \sum_{P \in I_\Delta} \delta_{vp,i} \delta_{\Delta_P, \Delta_M} \text{ où } \delta \text{ désigne le symbole de Kronecker} \quad (\text{D.14})$$

Ainsi, comme démontré précédemment, les plans particuliers présents dans la scène 3-D se projettent en des droites dans I_{v_Δ} , dont les équations sont liées aux paramètres des plans (voir l'image D.4b). Grâce à la construction de I_{v_Δ} , le problème complexe de détection de plans 3-D est ramené à un problème plus simple de détection d'alignements dans un espace

2-D. La détection de droites dans I_{v_Δ} peut être réalisée par des méthodes robustes comme l'approximation par M-estimateur ou la transformée de Hough [Hough, 1962], par exemple (voir la droite oblique représentant la route et la droite verticale représentant l'obstacle le plus proche dans la figure D.4c).

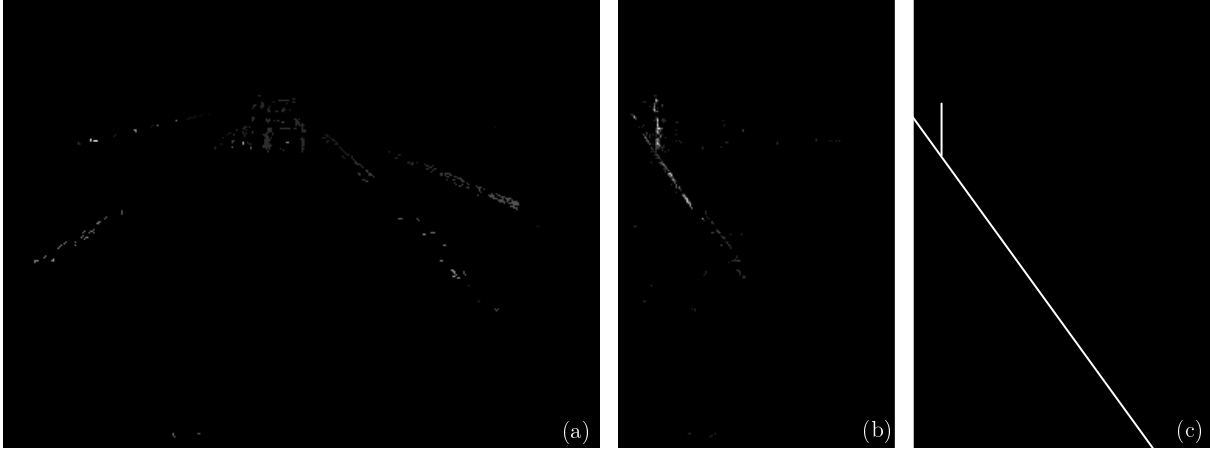


FIG. D.4 – Construction de l'image « v-disparité ». (a) Carte éparsée de disparité; (b) Projection cumulative sur le plan « v-disparité » à partir de la carte éparsée de disparité; (c) Extraction des plans route et obstacle à partir de l'image « v-disparité ».

Alternative au contraste supérieur à 5 %

E.1 Principe

Nous avons utilisé le critère d'un contraste supérieur à 5 % dans le chapitre 3 pour affirmer qu'un objet était visible ou pas. Une approche alternative est le critère proposé par Yahiaoui [Yahiaoui et Da Silva Dias, 2003] qui a été présenté au paragraphe 1.5.4. Cependant, au lieu de calculer le spectre sur l'image entière, nous proposons de le calculer localement, de manière analogue au calcul du contraste local supérieur à 5 %. Connaissant la profondeur dans la scène du voisinage considéré grâce à la stéréovision, nous évitons l'écueil majeur de la méthode globale proposée par Yahiaoui explicité au paragraphe 1.5.4.

E.2 Résolution angulaire d'une caméra et fonction de sensibilité au contraste à considérer

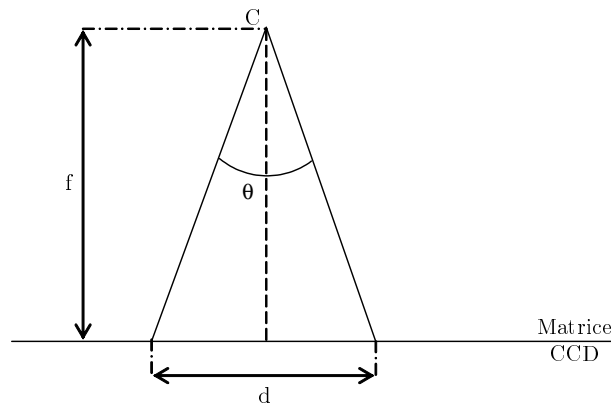


FIG. E.1 – Modélisation de la caméra pour calculer sa résolution angulaire. Paramètres : f la focale et C le centre optique.

Avec les notations de la figure E.1, la distance d pour un angle θ de 1° d'angle visuel est la suivante :

$$d = 2f \tan \frac{\theta}{2} \quad (\text{E.1})$$

Il suffit de diviser d par deux fois la taille t_{pix} d'un pixel de la matrice CCD (alternance noir-blanc) pour obtenir la résolution r_{cpd} en nombre de cycles par degré (cpd) de la caméra considérée :

$$r_{cpd} = \frac{f}{t_{pix}} \tan \frac{\pi}{360} \quad (\text{E.2})$$

Pour les caméras actuellement employées au sein du LIVIC, on a $r_{cpd} \approx 8,7$ cpd. On peut donc tracer la fonction de sensibilité au contraste (CSF) de Mannos et Sakrison [Mannos et Sakrison, 1974], ainsi que son inverse pour la gamme de fréquences spatiales compatible avec les caméras utilisées au *livic* :

$$CSF(f) = 2,6(0,0192 + 0,114f)e^{-(0,114f)^{1,1}} \quad (\text{E.3})$$

La fonction de sensibilité utilisée a un pic à 8 cpd. Les caméras que l'on utilise ont donc une résolution qui leur permet d'atteindre des résolutions légèrement supérieures à ce pic. Elles sont en tous cas très loin d'atteindre la résolution de l'œil humain, soit environ 30 cpd. Cela dépend toutefois de la focale utilisée.

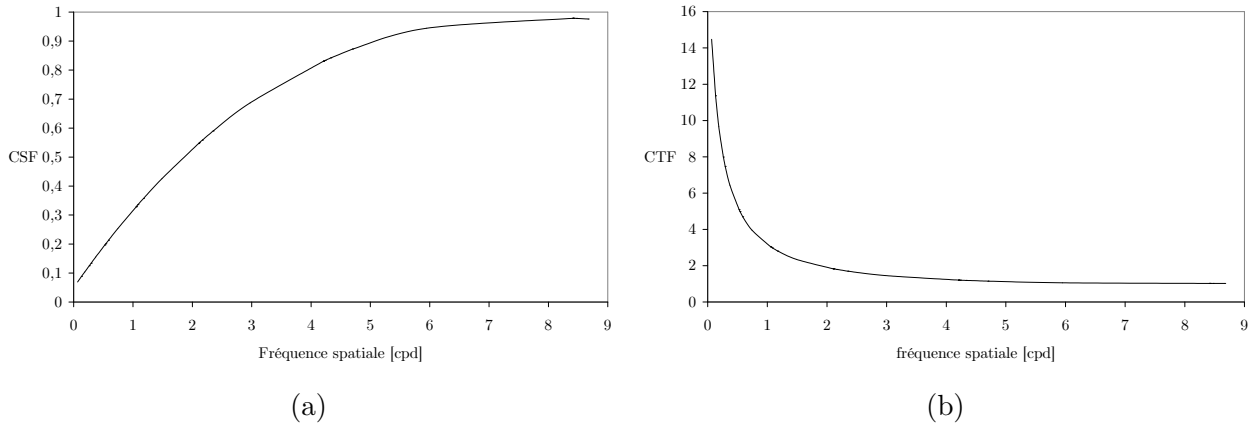


FIG. E.2 — Tracés (a) de la fonction de sensibilité au contraste (CSF) de Mannos et Sakrison [Mannos et Sakrison, 1974], ainsi que (b) de son inverse (CTF) pour la gamme de fréquences spatiales compatible avec les caméras utilisées au LIVIC.

E.3 Mise en œuvre

À l'instar de ce qui est fait pour la compression JPEG, l'image est découpée en blocs de 8×8 qui sont traités indépendamment les uns des autres. On note $A = (a_{ij})$ un bloc de l'image originale, et $B = (b_{ij})$ le bloc correspondant dans l'image transformée. On a deux matrices de taille 8×8 . La transformée cosinus discrete bidimensionnelle s'écrit alors :

$$b_{ij} = \frac{2}{N} c_i c_j \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \cos \left[\frac{(2k+1)i\pi}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2l+1)j\pi}{2N} \right] a_{kl} \quad (\text{E.4})$$

Une forme équivalente pour cette formule est la suivante : $B = P^{-1}AP$ où P est la matrice dont les coefficients sont :

$$p_{ij} = c_j \sqrt{\frac{2}{N}} \cos \left[\cos \frac{(2i+1)j\pi}{2N} \right] \quad (\text{E.5})$$

Pour montrer cette formule, il suffit d'effectuer le produit matriciel et on retombe sur la première formule.

De plus, $P^{-1} = P^t$, donc P est une matrice orthogonale, ce qui permet de l'inverser rapidement pour obtenir la transformée inverse.

Cette constatation peut inspirer la remarque suivante : si on considère la base (E_{ij}) de l'ensemble des matrice de taille 8×8 , alors, comme P est inversible, $P^{-1}AP$ est également une base. C'est la base qui correspond à la décomposition de l'image par la transformée de Fourier. En effet, l'image est alors combinaison linéaire de ces vecteurs. Les vecteurs de cette base sont représentés sur la figure E.3.

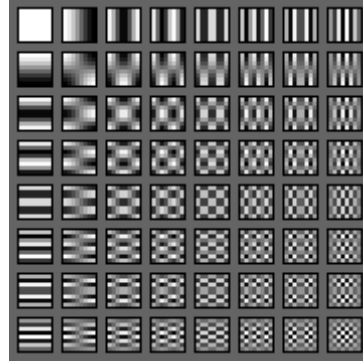


FIG. E.3 – Vecteurs de la base de la transformée de Fourier bidimensionnelle

Par la suite, l'aire algébrique \bar{A} comprise entre le spectre du voisinage et la CTF est calculée :

$$\bar{A} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \left(a_{ij} - CTF_{ij} \right) \quad (\text{E.6})$$

Au bilan, si celle-ci est positive, on considère que le bloc est visible et inversement. La figure E.4 donne quelques exemples de calcul de \bar{A} sur des voisinages spécifiques. Il est remarquable de voir que les coefficients pour les fréquences spatiales les plus élevées sont peu élevés. Cela s'explique notamment par le fait que la résolution théorique des caméras n'est que très rarement atteinte. De manière fort logique, les blocs considérés comme visible sont les blocs où des contours sont présents. En revanche, la technique apparaît tout de même moins sensible que le calcul du contraste local supérieur à 5 %. C'est tout du moins ce que laisse penser la figure E.5, même si qualitativement les deux images ont beaucoup en commun.

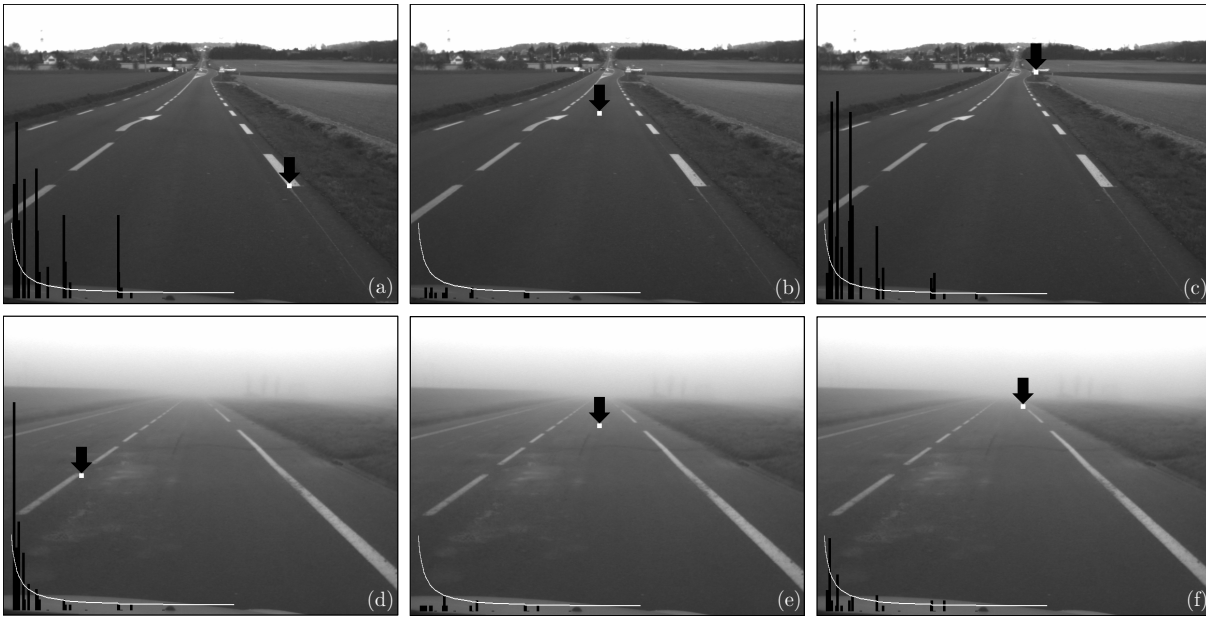


FIG. E.4 – Illustration du critère de visibilité basé sur la CSF humaine. Le spectre du voisinage fléché est représenté par l'histogramme noir et la CTF est en blanc. (a)(b)(c) Image par beau temps. (d)(e)(f) Image par temps de brouillard.

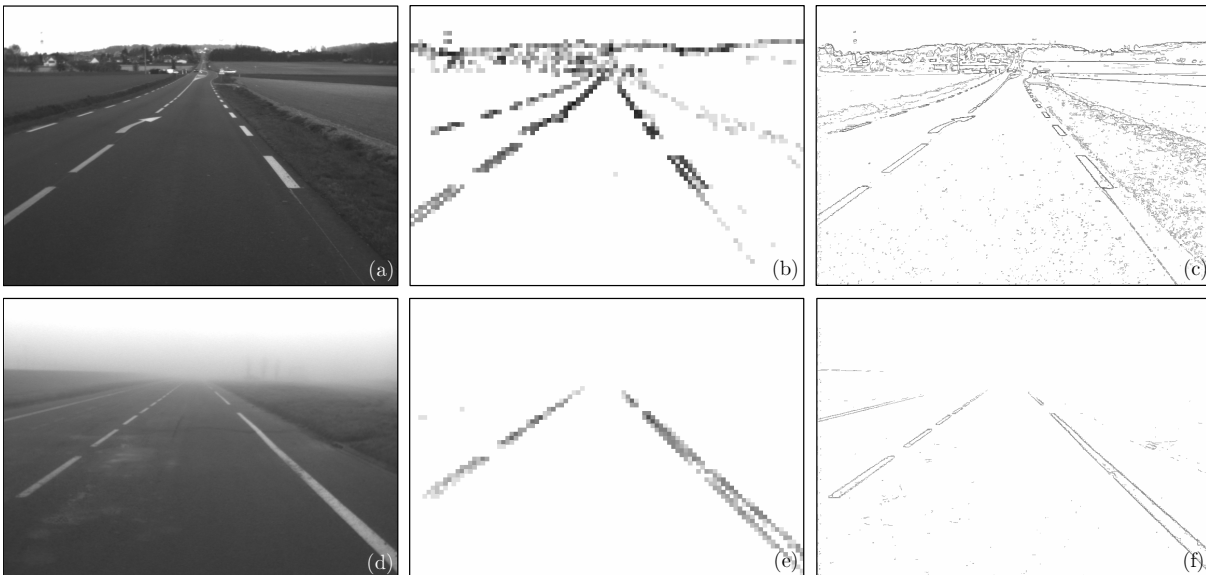


FIG. E.5 – Comparaison qualitative des critères de visibilité. (a) Image par beau temps; (d) Image par temps de brouillard; (b)(e) critère de visibilité basé sur la CSF; (c)(f) contraste supérieur à 5 %.

Production scientifique au cours de la thèse

F.1 Valorisation industrielle

1. N. Hautière, R. Labayrade, D. Aubert, « Distance de visibilité par stéréovision », Brevet français soumis par LCPC/INRETS, Octobre 2004.

F.2 Publications

F.2.1 Communications dans des revues à comité de lecture

1. N. Hautière, D. Aubert, E. Dumont, « Onboard Measurement of the Atmospheric Visibility : Static Calibration and Quantitative Evaluation », soumis à *Transportation Research Records*, 2005
2. N. Hautière, D. Aubert. « Mesure du contraste local dans les images, application à la mesure de distance de visibilité par caméra embarquée », en révision pour *Traitement du Signal*, 2004
3. N. Hautière, R. Labayrade, D. Aubert. « Real-Time Disparity Contrast Combination for Onboard Estimation of the Visibility Distance », accepté dans *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2005
4. N. Hautière, J.-P Tarel, J. Lavenant, D. Aubert. « Automatic Fog Detection and Measurement of Visibility Distance through use of an Onboard Camera », accepté dans *Machine Vision and Applications Journal*, 2005
5. N. Hautière, D. Aubert. « Mesure embarquée de la visibilité atmosphérique pour les aides à la conduite », *Recherche Transports Sécurité*, No 87, Avril-juin 2005
6. N. Hautière, D. Aubert. « Fog Detection through use of a CCD Onboard Camera », *Ingénieurs de l'automobile*, 773 :83-86, Novembre/décembre, 2004

F.2.2 Communications dans des congrès internationaux

1. N. Hautière, D. Aubert, « Contrast Restoration of Foggy Images through use of an Onboard Camera », *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Vienna, Austria, September 2005
2. N. Hautière, R. Labayrade, D. Aubert. « Detection of Visibility Conditions through use of Onboard Cameras », in *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Las Vegas, USA, June 2005

3. N. Hautière, R. Labayrade, D. Aubert. « Estimation of the Visibility Distance by Stereovision : a Generic Approach », in *IAPR Congress on Machine Vision and Applications*, Tsukuba, Japan, May 2005
4. N. Hautière, D. Aubert, E. Dumont. « Onboard Measurement of the Atmospheric Visibility : Static Calibration and Quantitative Evaluation », in *17th TRB Biennial Symposium on Visibility and Traffic Control Devices*, Washington, USA, April 2005
5. N. Hautière, D. Aubert. « Fog Detection through use of a CCD Onboard Camera », in *International Congress VISION*, Rouen, France, September 2004
6. N. Hautière, D. Aubert. « Driving Assistance : Automatic Fog Detection and Measure of the Visibility Distance », in *ITS World Congress*, Madrid, Spain, November 2003

F.2.3 Communications dans des congrès francophones avec actes

1. N. Hautière, D. Aubert, M. Jourlin, « Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée », *MAJECSTIC 2005*, Rennes, France, Novembre 2005
2. N. Hautière, D. Aubert, R. Labayrade. « Estimation de la distance de visibilité atmosphérique par vision embarquée : méthodes et applications », dans *Rencontres Doctorales INRETS*, Villeneuve d'Ascq, Février 2005
3. N. Hautière, D. Aubert. « Détection automatique du brouillard et mesure de la distance de visibilité », Dans *Journée scientifique brouillard et visibilité routière*, Éditions LCPC, Pages 89-97, Paris, Novembre 2002

F.2.4 Communications dans des congrès francophones sans actes

1. N. Hautière, G. Yahiaoui, « Visibilité », *Journée ARCOS-Résultats*, Versailles, Octobre 2004
2. N. Hautière, M. Jourlin, « Aide à la conduite dans le brouillard et estimation de la distance de visibilité », *Journée Recherche de l'École Doctorale de Saint-Étienne*, Saint-Étienne, Avril 2004
3. N. Hautière, D. Aubert, « Aide à la conduite automobile dans le brouillard, évaluation d'une distance de visibilité », *Colloque Image et Vision, 16ièmes Rencontres Jacques Cartier*, Saint-Étienne et Lyon, Décembre 2003

F.2.5 Rapports de recherche

1. D. Aubert, E. Dumont, E. Gerbenne, N. Hautière, G. Yahiaoui, « Rapport final Thème 2.2 Visibilité », *Projet PREDIT ARCOS 2004*, Décembre 2004
2. N. Hautière, E. Dumont, « ARCOS Thème 2 : mesure dynamique de la visibilité météorologique », *Opération de Recherche 11C024-Percevoir*, LCPC, Décembre 2004
3. G. Yahiaoui, N. Hautière, « Visibilité, thème 2 », *Résumé ARCOS-Résultats*, Pages 33-36, Octobre 2004

F.3 Séminaires et démonstrations

1. Présentation d'un poster, « Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée », **1^{er} prix du doctorant**, *Journées du Réseau Scientifique et Technique de l'Équipement*, Lyon, Septembre 2005
2. Réalisation et présentation d'une démonstration temps réel d'une plate-forme de calcul de trois distances de visibilité, *Journée ARCOS-Résultats*, Versailles, Octobre 2004
3. Réalisation et présentation d'une démonstration temps réel de calcul de distance de visibilité de jour et de nuit par stéréovision, *Colloque ARCOS 2004*, Versailles, Juin 2003
4. Présentation d'un poster, « Mesure de la distance de visibilité dans le brouillard », *Séminaire ARCOS 2004*, Ministère de l'Équipement, La Défense, Décembre 2002

F.4 Vulgarisation scientifique

1. Interview pour Radio RCF, à l'occasion de la *Journée Recherche de l'École Doctorale de Saint-Étienne*, 19 avril 2004, Saint-Étienne
2. Interview pour Autoroute FM, à l'occasion du *2nd International Congress VISION 2004*, 28 septembre 2004, Rouen
3. Participation à l'animation et la démonstration du LIVIC sur le stand de l'INRETS au Village des Sciences (Jardin du Luxembourg), à l'occasion de la « Fête de la Science », du 15 au 17 octobre 2004, Paris.

Bibliographie

- [CIE, 1987] (1987). *International Lighting Vocabulary*. Numéro 17.4. Commission Internationale de l’Éclairage.
- [Achard *et al.*, 2002] ACHARD, C., DUMONCEL, D., EOUZAN, J., IVALDI, W. et MILGRAM, M. (2002). Rapport final VALEO Eclairage et Signalisation : Estimation de la courbure de la route par un système de vision monoculaire. Rapport technique, Laboratoire Instruments et Systèmes d’Ile de France - Université Paris 6.
- [Adrian, 1989] ADRIAN, W. (1989). Visibility of targets : Model for calculation. *Lighting Research and Technologies*, 21:181–188.
- [AFNOR, 1998] AFNOR (1998). Météorologie routière - recueil des données météorologiques et routières - terminologie. NF P 99-320.
- [Aguiléra et Glaser, 2004] AGUILÉRA, V. et GLASER, S. (2004). Enhanced digital maps data requirements for an advanced curve speed warning system. In *Transportation Research Board 83rd Annual Meeting, Washington DC, USA*.
- [Andersen, 2004] ANDERSEN, M. (2004). *Innovative bidirectional video-goniophotometer for advanced fenestration systems*. Thèse de doctorat, Faculté ENAC, Section d’architecture, EPFL.
- [Aubert *et al.*, 2004] AUBERT, D., GUICHARD, F. et BOUCHAFA, S. (2004). Time-scale change detection applied to real time abnormal stationarity monitoring. *Real-Time Imaging*, 10(1):9–22.
- [Aubert et Labayrade, 2005] AUBERT, D. et LABAYRADE, R. (2005). Détection d’obstacles par stéréovision : l’approche « v-disparité ». *Annales des Télécommunications*, 60(3-4):299–325.
- [Aufrère *et al.*, 2000] AUFRÈRE, R., CHAPUIS, R. et CHAUSSE, F. (2000). A fast and robust vision algorithm to locate a vehicle on a non-structured road. *International Journal of Robotics Research*, 19(5):411–423.
- [Aufrère *et al.*, 2001] AUFRÈRE, R., CHAPUIS, R. et F., C. (2001). A model driven approach for real time road recognition. *Machine Vision and Applications Journal*, 13:95–107.
- [Beghdadi et Le Negrate, 1989] BEGHDADI, A. et LE NEGRATE, A. (1989). Contrast enhancement technique based on the local detection of edges. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 46:162–174.
- [Bhartia et Bahl, 1984] BHARTIA, P. et BAHL, I. (1984). *Millemeter Wave Engineering and Applications*. John Wiley and Sons.
- [Blake et Zisserman, 1987] BLAKE, A. et ZISSERMAN, A. (1987). *Visual Reconstruction*. MIT Press, Cambridge, MA.
- [Boehlau, 2001] BOEHLAU, C. (2001). Optical sensors for AFS - supplement and alternative to GPS. In of TECHNOLOGY, D. U., éditeur : *PAL 2001 Symposium, Darmstadt, Germany*.

- [Broggi, 1995] BROGGI, A. (1995). Parallel and local feature extraction : a real-time approach to road boundary detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(2):217–223.
- [Brusque et Hubert, 1997] BRUSQUE, C. et HUBERT, R. (1997). La métrologie de la luminance par caméra CCD Étalonnage et qualification du système MELUSINE. *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, (205):39–47.
- [Buil, 1998] BUIL, C. (1998). Le bruit dans une caméra CCD. *Ccd & Télescope*, 10.
- [Bush et Debes, 1998] BUSH, C. et DEBES, E. (1998). Wavelet transform for analyzing fog visibility. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6):66–71.
- [Cavallo et al., 2000] CAVALLO, V., COLOMB, M. et DORÉ, J. (2000). La surestimation de la distance intervéhiculaire dans le brouillard. *Recherche Transports Sécurité*, 66(1).
- [Chandrasekhar, 1960] CHANDRASEKHAR, S. (1960). *Radiative transfer*. Dover Publications Inc.
- [Colomb, 2003] COLOMB, M. (2003). Les salles de brouillard artificiel. In *Brouillard et Visibilité Routière*, pages 29–37. LCPC.
- [Committee on Vision, 1985] COMMITTEE ON VISION (1985). *Emergent Techniques for Assessment of Visual Performances*. National Academic Press.
- [Cornsweet, 1970] CORNSWEET, T. (1970). *Visual perception*. Academic Press.
- [Crisman et Thorpe, 1993] CRISMAN, J. D. et THORPE, C. E. (1993). SCARF a color vision system that tracks roads and intersections. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 9(1):49–58.
- [Daly, 1993] DALY, S. (1993). The visible differences predictor : An algorithm for the assessment of image fidelity. *Digital Images and Human Vision*, pages 179–206.
- [De Hulst, 1957] DE HULST, V. (1957). *Light Scattering by small Particles*. John Wiley and Sons.
- [Demigny et al., 1993] DEMIGNY, D., DEVARIS, J., L., K. et QUESNE, J. (1993). Real time implementation of the nagao image smoothing filter. *Traitement du Signal*, 10(4):319–330.
- [Deriche, 1987] DERICHE, R. (1987). Using canny’s criteria to derive an optimal edge detector recursively implemented. *International Journal on Computer Vision*, 2(1):167–187.
- [Dumont, 2002] DUMONT, E. (2002). *Caractérisation, modélisation et simulation des effets visuels du brouillard pour l’usager de la route*. Thèse de doctorat, Université Paris V.
- [Faugeras et Luong, 2001] FAUGERAS, O. et LUONG, Q.-T. (2001). *The Geometry of Multiple Images*. MIT Press.
- [Faure, 1997] FAURE, M. (1997). *Cours de Routes*, volume 1. ALÉAS, les cours de l’ENTPE édition.
- [Gordon et Rangayyan, 1984] GORDON, R. et RANGAYYAN, R. (1984). Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods. *Applied Optics*, 23(4):560–564.
- [Hough, 1962] HOUGH, P. (1962). A method and means for recognizing complex patterns. U.S. Patent No. 3.069.654.
- [Ieng et al., 2004] IENG, S.-S., TAREL, J.-P. et CHARBONNIER, P. (2004). Estimation robuste pour la détection et le suivi par caméra. *Traitement du Signal*, 21(3):205–226.
- [Johnson, 1958] JOHNSON, J. (1958). Analysis of image forming systems. *Image Intensifier Symposium, Fort Belvoir, VA, Report AD-220160*, pages 249–273.
- [Jourlin et Pinoli, 2001] JOURLIN, M. et PINOLI, J.-C. (2001). Logarithmic image processing. *Advances In Imaging and Electron Physics*, 115:129–196.

-
- [Köhler, 1981] KÖHLER, R. (1981). A segmentation system based on thresholding. *Graphical Models and Image Processing*, 15:319–338.
- [Kwon, 2004] KWON, T. M. (2004). Atmospheric visibility measurements using video cameras : Relative visibility. Rapport technique, University of Minnesota Duluth.
- [Labayrade, 2004] LABAYRADE, R. (2004). *Détection générique, rapide et robuste d'obstacles routiers par stéréovision embarquée*. Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI.
- [Labouré et al., 1996] LABOURÉ, M.-J., JOURLIN, M., FILLÈRE, I., BECKER, J.-M. et FRÉNÉA, F. (1996). Isoperimetric inequalities and shape parameters. *Acta Stereologica*, 15(1):65–70.
- [LCPC, 1993] LCPC, éditeur (1993). *bulletin des laboratoires des Ponts et Chaussées*, volume Hors série thématique : visibilité.
- [Lhuillier, 2002] LHUILLIER, M. (2002). Match propagation for image-based modeling and rendering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(8):1140–1146.
- [Mannos et Sakrison, 1974] MANNOS, J. et SAKRISON, D. (1974). The effects of visual fidelity criterion on the encoding of images. *IEEE Transactions on Information Theory*, IT-20(4):525–536.
- [Michelson, 1927] MICHELSON, A. (1927). *Studies in Optics*. University of Chicago Press.
- [Nagao et Matsuyama, 1979] NAGAO, M. et MATSUYAMA, T. (1979). Edge preserving smoothing. *Computer Graphics and Image Processing*, 9:394–407.
- [Narashiman et Nayar, 2003] NARASHIMAN, S. G. et NAYAR, S. K. (2003). Interactive deweathering of an image using physical model. In *IEEE Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision*.
- [Narasimhan et Nayar, 2003a] NARASIMHAN, S. G. et NAYAR, S. K. (2003a). Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(6):713–724.
- [Narasimhan et Nayar, 2003b] NARASIMHAN, S. G. et NAYAR, S. K. (2003b). Shedding light on the weather. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Wisconsin, USA*.
- [Oakley et Satherley, 1998] OAKLEY, J. P. et SATHERLEY, B. L. (1998). Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation. In *IEEE Transactions on Image Processing*, numéro 7, pages 167–179.
- [Oakley et al., 1996] OAKLEY, J. P., SATHERLEY, B. L., HARRISON, C. G. et XYDEAS, C. S. (1996). Enhancement of image sequences from a forward-looking airborne camera. In *Proc. SPIE Vol. 2666, p. 266-276, Image and Video Processing IV, Robert L. Stevenson ; M. Ibrahim Sezan ; Eds.*, pages 266–276.
- [ONISR, 2001] ONISR (2001). Bilan annuel, statistiques et commentaires. Rapport technique.
- [Peli, 1990] PELI, E. (1990). Contrast in complex images. *Journal of the Optical Society of America*, 7(10):2032–2040.
- [Perrin et Martin, 2002] PERRIN, J. et MARTIN, P. T., C. B. (2002). Testing the adverse visibility information system evaluation (ADVISE) - safer driving in fog. In *Transportation Research Board 81st Annual Meeting, Washington DC, USA*.
- [Pirroda, 1997] PIRRODA, L. (1997). Enhancing visibility through fog. *Optics and Laser Technology*, 29(6):293–299.

- [Pitas, 1993] PITAS, I. (1993). *Digital Image Processing Algorithms*. Prentice Hall.
- [Pomerleau, 1995] POMERLEAU, D. (1995). RALPH : Rapidly adapting lateral position handler. *In IEEE Symposium on Intelligent Vehicles, Dearborn, MI, USA*.
- [Pomerleau, 1997] POMERLEAU, D. (1997). Visibility estimation from a moving vehicle using the ralph vision system. *In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Boston, USA*.
- [Richter *et al.*, 2001] RICHTER, B., WAGNER, D. et GAUCH, W. (2001). Innovative tail lamp concept enhances perceptibility under bad weather conditions. *In PAL 2001 Symposium, Darmstadt, Germany*.
- [Rozé et Girasole, 2003] ROZÉ, C. et GIRASOLE, T. (2003). La diffusion de la lumière par des gouttelettes. *In Brouillard et visibilité routière*, pages 13–20. LCPC.
- [Schechner *et al.*, 2001] SCHECHNER, Y. Y., NARASIMHAN, S. G. et NAYAR, S. K. (2001). Instant dehazing of images using polarization. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, USA*.
- [Serra, 1982] SERRA, J. (1982). *Image Analysis and Mathematical Morphology*. New York : Academic Press.
- [Shepard, 1996] SHEPARD, F. D. (1996). NCHRP synthesis of highway practice 228, reduced visibility due to fog on the highway. Rapport technique, TRB National Research Council.
- [Stein *et al.*, 2000] STEIN, G.-P., MANO, P. et SHASHUA, A. (2000). A robust method for computing vehicle ego-motion. *In IEEE Symposium on Intelligent Vehicles, Dearborn, MI, USA*.
- [Tamtaoui et Aboutajdine, 2003] TAMTAOUI, A. et ABOUTAJDINE, D. (2003). Mesure de la qualité visuelle des images compressées. *Traitement du signal*, 20(1):43–53.
- [Tarel, 2002] TAREL, J.-P. (2002). *Perception par caméra des bords de route*. LCPC.
- [Tarel *et al.*, 1999] TAREL, J.-P., AUBERT, D. et GUICHARD, F. (1999). Tracking occluded lane-markings for lateral vehicle guidance. *In IEEE CSCC'99, Athens, Greece*.
- [Tarel *et al.*, 2001] TAREL, J.-P., GUICHARD, F. et AUBERT, D. (2001). Procédé et programme informatique de traitement d'images numérisées fondé sur des critères uniquement géométriques, utilisatin de ce procédé pour le contrôle d'un déplacement et dispositif pour sa mise en oeuvre. Brevet européen n°01400726.4.
- [Turk *et al.*, 1988] TURK, M. A., MORGENTHALER, D. G., GREMBAN, K. D. et MARRA, M. (1988). VITS a vision system for autonomous land navigation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(3):342–360.
- [Vandergheynst *et al.*, 2000] VANDERGHEYNST, P., KUTTER, M. et WINKLER, S. (2000). Wavelet-based contrast computation and application to digital image watermarking. *In Proc. SPIE Wavelet Applications in Signal and Image Processing Conference*, volume 4119, pages 82–92, San Diego, CA. invited paper.
- [Yahiaoui et Da Silva Dias, 2003] YAHIAOUI, G. et DA SILVA DIAS, P. (2003). In board visibility evaluation for car safety applications : a human vision modelling based approach. *In ITS World, Madrid, Spain*.
- [Yahiaoui et de Saint Blancard, 1993] YAHIAOUI, G. et de SAINT BLANCARD, M. (1993). Texture-based image segmentation for road recognition with neural networks. *In 5th International Conference on Neural Networks and their Applications*.

Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée

Résumé

Les conditions météorologiques dégradées, en particulier le brouillard, posent un problème à la fois aux automobilistes qui ont tendance à surestimer les distances intervéhiculaires, mais aussi aux capteurs extéroceptifs qui fonctionnent de manière dégradée. La détection et la quantification des conditions de visibilité constituent donc un enjeu fort en termes de sécurité routière. Nous proposons deux techniques complémentaires permettant d'effectuer une mesure embarquée de la distance de visibilité par des techniques d'analyse d'images effectuées en temps réel. Elles reposent sur une définition de la distance de visibilité météorologique, *distance au delà de laquelle un objet noir de dimensions suffisantes ne peut être reconnu de jour sur le ciel à l'horizon*. La première technique, fondée sur un modèle de diffusion atmosphérique, détecte et estime la densité du brouillard diurne en utilisant une seule caméra. La deuxième technique, mettant à profit une propriété générale de l'atmosphère, est capable d'estimer la distance de visibilité par toutes conditions météorologiques, de jour et de nuit, en utilisant, pour sa part, un capteur stéréoscopique. Nous évaluons, d'une part, les méthodes à l'aide d'images réelles acquises sur véhicule sous différentes conditions météorologiques, ce qui constitue une évaluation qualitative du travail réalisé. Nous évaluons d'autre part les méthodes à l'aide d'images acquises sur un site spécifique équipé de mires de référence, conçu et réalisé sur les pistes d'essai de Satory, ce qui constitue une évaluation quantitative.

Mots-clés : systèmes de transport intelligents, aides à la conduite, distance de visibilité météorologique, brouillard, atténuation du contraste.

Detection of visibility conditions and measurement of the visibility distance through use of onboard vision

Abstract

The adverse weather conditions, in particular the fog, pose a problem for the drivers, who tend to overestimate distances, but also to the exteroceptive sensors which work less well. The detection and the quantification of the visibility conditions thus constitute a strong stake in terms of road safety. We propose two complementary methods onboard a vehicle aiming to estimate the visibility distance by using real time image analyses techniques. Both are based on the definition of the meteorological visibility distance, which is *the greatest distance at which a black object of suitable dimensions can be recognized by day against the horizon sky*. The first technique, using a model of atmospheric diffusion, detects and estimates the density of daytime fog by using a single camera. The second technique, using a generic property of the atmosphere, is able to estimate day and night the visibility distance under all meteorological conditions by using a stereoscopic sensor. On one hand, we evaluate our methods, thanks to several video sequences grabbed under different meteorological conditions, what constitutes a qualitative evaluation of the work done. On the other hand, we evaluate the methods, thanks to actual images of a specific site equipped with reference targets, which has been conceived and realized on the test facilities of Satory, what constitutes a quantitative evaluation.

Keywords: intelligent transportation systems, driving assistances, meteorological visibility distance, fog, contrast impairment.